



**Modelo de predicción de irradiación solar ajustado al clima de Barranquilla, para el
dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos**

César Javier Gil Arrieta

Universidad de la Costa
Maestría en Ingeniería
Énfasis en software y redes
Barranquilla, Colombia
2017

**Modelo de predicción de irradiación solar ajustado al clima de Barranquilla, para el
dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos**

César Javier Gil Arrieta

Monografía de tesis para optar al título de
Magíster en ingeniería con énfasis en software y redes

Asesor

M.Sc. Milén Balbis Morejón

Co-asesor

Dr. Vladimir Sousa

Universidad de la Costa
Maestría en Ingeniería
Énfasis en software y redes
Barranquilla, Colombia

2017



MAESTRÍA EN INGENIERÍA
FORMATO DE ACTA DE SUSTENTACIÓN DEL TRABAJO DE GRADO

Esta acta hace constar que el (la) estudiante del programa Maestría en Ingeniería Cesar Junior Gil Arrieta sustentó el trabajo de grado titulado: "Modelo de predicción de irradiación solar ajustado al clima de Buringuilla para el dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos"

En presencia de los jurados evaluadores (Nombre y apellido de los Jurados Evaluadores)
Hernán Hernández Henao
Iván Toribio Ospina

El día, mes, año y hora 14- diciembre de 2017

Los Jurados Evaluadores emiten la siguiente calificación de la sustentación del trabajo de grado:

4.54 y se
asigna distinción (laureada o meritoria) meritoria
al Trabajo de Grado, esta distinción se basa en:

Haber publicado un artículo relacionado con la investigación en una revista de alto impacto.

Se certifica la información antes descrita.

Firma del Jurado Evaluador 1: [Firma]

Firma del Jurado Evaluador 2: [Firma]

Dedicatoria

Gracias a Dios por llegar a esta etapa de formación académica y profesional. Sin él sería imposible cumplir con un objetivo dentro de mis metas a corto y mediano plazo con el fin de seguir aprendiendo en un nivel de conocimiento donde predominan mayores retos y exigencias del orden científico e investigativo.

A mi familia, mi esposa e hijos, por darme permanentemente el apoyo incondicional en los momentos de dificultad, triunfos y éxitos, al igual por ser pacientes en las largas y extenuantes jornadas de trabajo. Los amo con todo mi corazón.

A mis padres, por estar siempre brindándome amor, consejos, oración y colaboración. A Mama Isa por su apoyo y oraciones permanente, al igual que Nona, Pacho, mis hermanos Diana y Luisfer por todo el acompañamiento y ayuda brindada.

Agradecimientos

Al profesor Emiro, Vladimir y Milen por sus sabias orientaciones metodológicas y motivacionales para concluir este proyecto. A los profesores Edgardo Buelvas, Rafael Ramírez y Wilman Orozco por su apoyo permanente, y a todas las personas, tutores, coordinadores, profesores, amigos, compañeros, estudiantes y demás que han colaborado significativamente en este proceso de formación académica y profesional. Gracias a todos.

Resumen

A pesar que la Costa Atlántica Colombiana presenta un alto potencial energético para la ejecución de proyectos de energías renovables a partir de la radiación solar, solo se conoce información promedio hasta el año 2015 contenida en el atlas de radiación solar del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales de Colombia, IDEAM, con importantes porcentajes de datos faltantes, poca caracterización y análisis de los mismos. Por estas razones, se desarrolló el presente trabajo cuyos resultados obtenidos permitieron identificar el modelo de red neuronal RED3 con mejor performance estadística con indicadores $MBE=0,4950$ KWh/m²/día; $RMSE= 1,2779$ KWh/m²/día; $MAPE=27,6202$ %; $MPE=14,1858$ % y $MABE= 1,0858$ KWh/m²/día para el año 2013.

Sin embargo, el modelo que permite estimar la irradiación diaria-mensual-anual para el desarrollo de sistemas de generación es el de Bird y Hurlburt con atmosfera (0,2), con indicadores $MBE=1,3382$ KWh/m²/día; $RMSE= 1,8338$ KWh/m²/día; $MAPE=42,4185$ %; $MPE=38,6646$ % y $MABE= 1,5514$ KWh/m²/día. La selección de este último, radica en la disponibilidad de datos atmosféricos medidos por la NASA diariamente y por año para el cálculo de la irradiación a diferencia del modelo RED3 que requiere conocer la mayor cantidad de datos de dicha variable analizada. Con el modelo escogido se obtuvieron los promedios mensuales de irradiación del periodo 2009-2015, siendo utilizados como variable de entrada del software Homer Pro, llevando a cabo el de diseño de un sistema fotovoltaico en una instalación ubicada en la Ciudad de Barranquilla.

Palabras claves: Irradiación solar, modelo de predicción, regresión lineal, regresión no lineal, redes neuronales, modelos determinísticos, sistemas fotovoltaicos, diseño con paneles solares.

Abstract

Although the Colombian Atlantic Coast has a high energy potential for the execution of renewable energy projects from solar radiation, only average information is known until 2015 contained in the solar radiation atlas of the Institute of Hydrology, Meteorology and Environmental Studies of Colombia, IDEAM, with important percentages of missing data, little characterization and analysis of them. For these reasons, the present work was developed whose results allowed to identify the RED3 neural network model with better statistical performance with MBE indicators = $0.4950 \text{ KWh} / \text{m}^2 / \text{day}$; $\text{RMSE} = 1.2779 \text{ KWh} / \text{m}^2 / \text{day}$; $\text{MAPE} = 27.6202\%$; $\text{MPE} = 14,1858\%$ and $\text{MABE} = 1.0858 \text{ KWh} / \text{m}^2 / \text{day}$ for the year 2013.

However, the model that allows to estimate the daily-monthly-annual irradiation for the development of generation systems is that of Bird and Hurlbut with atmosphere (0.2), with indicators $\text{MBE} = 1.3382 \text{ KWh} / \text{m}^2 / \text{day}$; $\text{RMSE} = 1.8338 \text{ KWh} / \text{m}^2 / \text{day}$; $\text{MAPE} = 42.4185\%$; $\text{MPE} = 38.6646\%$ and $\text{MABE} = 1.5514 \text{ KWh} / \text{m}^2 / \text{day}$. The selection of the latter, lies in the availability of atmospheric data measured by NASA daily and per year for the calculation of the irradiation unlike the RED3 model that requires knowing the largest amount of data of said variable analyzed. With the chosen model, the monthly averages of irradiation for the 2009-2015 period were obtained, being used as input variable of the Homer Pro software, carrying out the design of a photovoltaic system in a facility located in the City of Barranquilla.

Key words: Solar irradiation, prediction model, linear regression, non-linear regression, neural networks, deterministic models, photovoltaic systems, design with solar panels.

Contenido

Dedicatoria	4
Lista de tablas	12
Lista de figuras	14
Introducción	18
1. Modelos de predicción de irradiación solar	24
1.1 Clasificación de la radiación solar.....	26
1.1.1 Radiación extraterrestre.	26
1.1.2 Radiación sobre la superficie terrestre.	29
1.1.2.1 Radiación difusa.....	29
1.1.2.2 Radiación directa.	29
1.1.2.3 Radiación reflejada (Albedo).	29
1.1.2.4 Radiación global.	30
1.2. Características de los instrumentos de medición de radiación solar	30
1.3. Irradiancia solar	32
1.4. Irradiación solar.....	33
1.5. Aprovechamiento de la energía solar	34
1.6. Modelos de predicción de irradiación solar.....	36
1.6.1. Modelos de predicción con series de tiempo.	36
1.6.2 Modelos de estimación de irradiancia con ubicación geográfica.....	38
1.6.3 Modelos de estimación de irradiación de correlación de variables.....	39
1.6.4 Modelos fundamentados en técnicas de inteligencia artificial.....	52
1.6.4.1 Modelos con redes neuronales.	53
1.6.5. Modelos de transmitancias por dispersión atmosférica.	64
1.6.6. Modelos de predicción de irradiación a partir de imágenes satelitales.....	71

2. Parametrización de modelos y resultados obtenidos	74
2.1. Variables climatológicas asociadas con la irradiación solar.	74
2.1.1. Brillo solar o heliofonía	76
2.1.2. Temperatura.	76
2.1.3. Humedad relativa.	78
2.1.4. Nubosidad.	78
2.1.5. Presión atmosférica.	79
2.1.6. Velocidad del viento.	79
2.1.7. Evaporación.....	79
2.1.8. Precipitación.....	79
2.2. Caracterización de las variables meteorológicas en Barranquilla	79
2.3 Análisis de datos de la estación las flores del IDEAM en barranquilla.	83
2.3.1. Irradiación solar	83
2.3.2. Filtrado de datos de la estación las Flores.....	84
2.3.2.1. <i>Filtrado exploratorio de datos.</i>	85
2.3.1.2. <i>Filtrado de datos por caja y bigote.</i>	85
2.2.2. Brillo solar.....	91
2.2.3. Temperaturas del aire.....	92
2.2.4. Humedad relativa del aire.	93
2.4. Resultados de la aplicación de modelos de predicción en Barranquilla.....	95
2.4.1. Modelo 1-Armstrong-Prescott (AP).....	95
2.4.2. Modelo 2-Hargreaves.....	105
2.4.3. Modelo 3- Hunt	111
2.4.4. Modelo 4 de LI.....	117
2.4.5. Modelo de Bristow-Campbell.	121

2.4.6. Modelos con redes neuronales.	123
2.4.7. Modelo de Bird.	130
2.4.8. Modelo de Bird y Hulstrom.	135
3. Selección del modelo de predicción de irradiación solar.....	139
3.1. Performance de los modelos de predicción.	139
3.1.1. Mean Beas Error (MBE).	139
3.1.2. Root Mean Square Error (RMSE).	140
3.1.4. Mean Porcentaje Error (MPE).	141
3.1.6. Mean Absolute Bias Error (MABE).	141
3.2. Modelo de predicción seleccionado para el clima de Barranquilla	142
3.2.1. Aplicación de los modelos a un segundo conjunto de datos.	144
3.2.1.1. <i>Modelo 1 de Armstrong-Prescott (A-P)-Periodo 2.</i>	144
3.2.1.2. <i>Modelo 2-Hargreaves-Periodo 2.</i>	145
3.2.1.3. <i>Modelo de Hunt-Periodo 2.</i>	145
3.2.1.4. <i>Modelo de LI-Periodo 2.</i>	148
3.2.1.5. <i>Modelo de Bristow-Campbell (BC)-Periodo 2.</i>	149
3.2.1.5. <i>Red neuronal 1 (RED1- Periodo 2).</i>	150
3.2.1.6. <i>Red neuronal 2 (RED2 Periodo 2).</i>	151
3.2.1.6. <i>Red neuronal 3 (RED3 Periodo-2).</i>	153
3.2.1.6. <i>Modelo de Bird Periodo-2.</i>	154
3.2.1.7. <i>Modelo de Bird y Hulstrom Periodo-2.</i>	155
4. Dimensionamiento de sistemas solares fotovoltaicos	161
4.1 Características de los sistemas de generación a partir de la energía solar.....	161
4.1.1. Paneles solares fotovoltaicos.....	161
4.1.2. Tipos de paneles fotovoltaicos.	161

4.1.3. Características técnicas de los paneles solares fotovoltaicos	164
4.1.3. Relación grafica de parámetros de un panel solar fotovoltaico.....	168
4.1.4. Estructura general de una celda solar fotovoltaica	169
4.2 Caso de dimensionamiento de un sistema solar fotovoltaico	169
5. Conclusiones	176
6. Recomendaciones	178
Referencias.....	179
Apéndice A. Modelo de Bird	192
Apéndice B. Modelo de Bird y Hulstrom.....	199

Lista de tablas

Tabla 1. Balance de energía de radiaciones solares en la tierra.....	28
Tabla 2. Características generales de los instrumentos de medición de radiación solar.....	31
Tabla 3. Ecuaciones de modelos con parámetros de ubicación geográfica	38
Tabla 4. <i>Redes neuronales con 1 capa oculta según Masoud Vakili</i>	60
Tabla 5. <i>Redes neuronales con 2 capas ocultas según Masoud Vakili</i>	60
Tabla 6. <i>Parametrización de la red neuronal según V. Sousa-Santos</i>	62
Tabla 7. <i>Resultados de irradiación solar estimada para una atmosfera turbia</i>	70
Tabla 8. <i>Estaciones meteorológicas del IDEAM en la ciudad de Barranquilla</i>	81
Tabla 9. Estación meteorológica del IDEAM Ernesto Cortissoz	82
Tabla 10. Cantidad de días con irradiación medida en la estación las Flores.....	84
Tabla 11. Información general de irradiación solar medida en la estación las Flores	85
Tabla 12. Outlier cercanos al límite inferior de la irradiación solar	87
Tabla 13. Outlier cercanos al límite superior de la irradiación solar	87
Tabla 14. Cantidad de días con brillo solar medido por años en la estación las Flores.....	91
Tabla 15. Promedio horario mensual-anual de brillo solar de las Flores (IDEAM).....	92
Tabla 16. Estadísticos descriptivos de las variables de temperatura	93
Tabla 17. Estadísticos descriptivos de la variable humedad relativa.....	94
Tabla 18. Estadísticos descriptivos del modelo 1-Armstrong-Prescott	96
Tabla 19. Estimaciones de los parámetros del modelo 1-Armstrong-Prescott	96
Tabla 20. Resultados del ajuste del modelo de regresión modelo 1-Armstrong-Prescott	97
Tabla 21. Resultados de ANOVA del modelo 1-Armstrong-Prescott.....	98
Tabla 22. Prueba K-S para 1 muestra modelo 1-Armstrong-Prescott	102
Tabla 23. Resultados del modelo 1-Armstrong-Prescott entre los años 2009-2011	103
Tabla 24. Resultados del modelo 1-Armstrong-Prescott en dos meses años 2012-2013	104
Tabla 25. Parámetros estadísticos del modelo 2-Hargreaves.....	105
Tabla 26. ANOVA (análisis de varianza) del modelo 2-Hargreaves.....	106
Tabla 27. Resumen de estadísticos del modelo 2-Hargreaves	106
Tabla 28. Parámetros estadísticos del modelo 2-Hargreaves-Corregido	108
Tabla 29. ANOVA (análisis de varianza) del modelo 2-Hargreaves-Corregido	109

Tabla 30. Resumen de estadísticos del modelo 2-Hargreaves-Corregido	109
Tabla 31. Parámetros estadísticos del modelo 3-Hunt.....	111
Tabla 32. ANOVA (análisis de varianza) del modelo 3-Hunt.....	111
Tabla 33. Resumen de estadísticos del modelo 3-Hunt	112
Tabla 34. Parámetros estadísticos del modelo 3-Hunt-Corregido	114
Tabla 35. ANOVA (análisis de varianza) del modelo 3-Hunt-Corregido	114
Tabla 36. Resumen de estadísticos del modelo 3-Hunt-Corregido.....	115
Tabla 37. Parámetros estadísticos del modelo 4-LI	117
Tabla 38. ANOVA (análisis de varianza) del modelo 4-LI	118
Tabla 39. Resumen de estadísticos del modelo 4-LI	118
Tabla 40. Parámetros estadísticos del modelo 4-LI-Corregido	120
Tabla 41. ANOVA (análisis de varianza) del modelo 4-LI-Corregido	120
Tabla 42. Resumen de estadísticos del modelo 4-LI-Corregido.....	120
Tabla 43. Parámetros estadísticos del modelo BRISTOW-CAMPBELL	122
Tabla 44. ANOVA (análisis de varianza) del modelo BRISTOW-CAMPBELL	122
Tabla 45. Parámetros de la red neuronal artificial (Red1)	125
Tabla 46. AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2009.....	131
Tabla 47. AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2010.....	132
Tabla 48. AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2011.....	132
Tabla 49. AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2012.....	133
Tabla 50. AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2013.....	133
Tabla 51. AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2014.....	134
Tabla 52. AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2015.....	134
Tabla 53. Errores estadísticos de los modelos de predicción del periodo 2009-2014	142
Tabla 54. Errores estadísticos de los modelos de predicción del periodo 2013	158
Tabla 55. Irradiación estimada con el modelo seleccionado Bird y Hulstrom $I_{TH}(0,2)$	170
Tabla 56. Características técnicas de los paneles solares utilizados en el diseño.....	173
Tabla 57. Características técnicas de las baterías utilizadas en el diseño	173

Lista de figuras

Figura 1. Proceso de fusión solar	25
Figura 2. Espectro electromagnético y espectro solar	26
Figura 3. Balance de energía de la radiación solar en el planeta tierra.....	28
Figura 4. Clasificación de la radiación solar.....	29
Figura 5. Curvas del espectro solar: irradiancia vs Longitud de onda (nm).	33
Figura 6. Curvas representativas de predicción de irradiancia vs ángulo zenith.	40
Figura 7. Relación lineal entre radiación solar estimada Vs radiación Solar medida.....	43
Figura 8. Dispersión de residuos versus predicciones de radiación solar.....	43
Figura 9. Relación no lineal entre residuos y predicciones de radiaciones solares.	43
Figura 10. Red neuronal artificial con dos entradas y una salida.	55
Figura 11. Red neuronal artificial con múltiples entradas y una salida.	55
Figura 12. Red neuronal con múltiples entradas y múltiples salidas.....	57
Figura 13. Ubicación de la estación la Flores en la ciudad de Barranquilla.....	81
Figura 14. Ubicación estación aeropuerto Ernesto Cortissoz.	82
Figura 15. Diagrama de caja y bigote de irradiación medida estación las Flores.....	86
Figura 16. Gráfica de Irradiación (WH/m ²) Vs Día del año 2009.....	87
Figura 17. Gráfica de Irradiación (WH/m ²) Vs Día del año 2010.....	88
Figura 18. Gráfica de Irradiación (WH/m ²) Vs Día del año 2011.....	88
Figura 19. Gráfica de Irradiación (WH/m ²) Vs Día del año 2012.....	89
Figura 20. Gráfica de Irradiación (WH/m ² /día) Vs Día del año 2013.....	89
Figura 21. Gráfica de Irradiación (WH/m ² /día) Vs Día del año 2014.....	90
Figura 22. Gráfica de Irradiación (WH/m ²) Vs Día del año 2015.....	90
Figura 23. Gráfica de Irradiación (WH/m ²) Vs Día del año 2016.	91
Figura 24. Temperaturas Máximas, Mínimas y Medias vs Días (2009-2015).....	93
Figura 25. Humedad relativa vs Días (2009-2015) en Barranquilla.	94
Figura 26. Valores estimados Modelo 1-Armstrong-Prescott (AP).....	99
Figura 27. Valores medidos de Rs/Re Vs valores estimados modelo1-AP.	99
Figura 28. Histograma de residuos del modelo 1-Armstrong-Prescott.....	100
Figura 29. Grafico Q-Q normal de residuos del modelo 1-Armstrong-Prescott.....	101

Figura 30. Valores predichos tipificados vs residuos estandarizados.....	103
Figura 31. Irradiación medida vs irradiación estimada modelo Hargreave.....	107
Figura 32. Gráfica de valores observados vs valores estimados modelo de Hargreave.	107
Figura 33. Residuos estudentizados vs valores estimados modelo de Hargreave.	108
Figura 34. Irradiación medida vs irradiación estimada modelo 2-Hargreaves-correcto.	110
Figura 35. Valores observados vs valores estimados modelo 2- Hargreaves-correcto.	110
Figura 36. Residuos estudentizados vs valores estimados modelo 2- Hargreaves-correcto.....	111
Figura 37. Irradiación medida vs irradiación estimada modelo 3-Hunt.....	113
Figura 38. Valores observados vs valores estimados modelo 3-HUNT.....	113
Figura 39. Residuos estudentizados vs valores estimados modelo 3-HUNT.	114
Figura 40. Irradiación medida vs irradiación estimada modelo 3-Hunt –correcto.	116
Figura 41. Valores observados vs valores estimados modelo 3-Hunt-Correcto.....	116
Figura 42. Residuos estudentizados vs valores estimados modelo 3-Hunt-Correcto.	117
Figura 43. Irradiación medida vs irradiación estimada modelo 4 de LI.....	119
Figura 44. Gráfica de valores observados vs valores estimados modelo 4 de LI.	119
Figura 45. Residuos estudentizados vs valores estimados modelo 4 de LI.	119
Figura 46. Valores observados vs valores estimados con el modelo 4 de LI-Correcto.....	121
Figura 47. Residuos estudentizados vs valores estimados modelo 4 de LI-Correcto.....	121
Figura 48. Irradiación medida vs irradiación estimada modelo BC.	123
Figura 49. Coeficiente R para entrenamiento y validación del modelo Red1.	125
Figura 50. Coeficiente R para la prueba y para todo el proceso del modelo Red1.....	126
Figura 51. Irradiación estimada con el modelo de red neuronal Red1.	126
Figura 52. Coeficiente R para entrenamiento y validación del modelo Red2.	127
Figura 53. Coeficiente R para la prueba y para todo el proceso modelo Red2.....	128
Figura 54. Irradiación estimada con el modelo de red neuronal Red2.....	128
Figura 55. Coeficiente R para entrenamiento y validación del modelo RED3.....	129
Figura 56. Coeficiente R para la prueba y para todo el proceso modelo RED3.....	129
Figura 57. Irradiación estimada con el modelo de red neuronal RED3.....	130
Figura 58. Irradiación estimada con el modelo de Bird (periodo 1).	135
Figura 59. Irradiación estimada con Bird y Hulstrom atmosfera (0,0) (periodo 1).	136
Figura 60. Irradiación estimada con Bird y Hulstrom atmosfera (0,1) (periodo 1).	136

Figura 61. Irradiación estimada con Bird y Hulstrom atmosfera (0,2) (periodo 1).	137
Figura 62. Irradiación estimada con Bird y Hulstrom atmosfera (0,3) (periodo 1).	137
Figura 63. Irradiación estimada con Bird y Hulstrom atmosfera (0,4) (periodo 1).	138
Figura 64. Irradiación estimada modelo de Armstrong-Prescott (A-P) Periodo 2.	145
Figura 65. Irradiación medida vs irradiación estimada modelo 2-Hargreaves Periodo-2.	146
Figura 66. Valores observados vs valores estimados modelo 2- Hargreaves-Periodo-2.	146
Figura 67. Residuos vs valores estimados modelo 2- Hargreaves-periodo-2.	146
Figura 68. Irradiación medida vs irradiación estimada modelo 2-Hunt- Periodo 2.	147
Figura 69. Valores observados vs valores estimados modelo 3- Hunt-Periodo 2.	147
Figura 70. Residuos estudentizados vs valores estimados modelo 3-Hunt-periodo 2.	148
Figura 71. Irradiación medida vs irradiación estimada modelo 4-LI- Periodo 2.	148
Figura 72. Valores observados vs valores estimados con el modelo 4- LI-Periodo 2.	149
Figura 73. Residuos estudentizados vs valores estimados modelo 4-LI-periodo 2.	149
Figura 74. Irradiación medida vs irradiación estimada modelo 5- BC-Periodo 2.	150
Figura 75. Valores observados vs valores estimados modelo 5- BC-Periodo-2.	151
Figura 76. Residuos estudentizados vs valores estimados modelo 5- BC-periodo-2.	151
Figura 77. Coeficiente R para entrenamiento y validación modelo RED1- Periodo-2.	152
Figura 78. Coeficiente R para la prueba y para todo el proceso modelo RED1- Periodo-2.	152
Figura 79. Coeficiente R para entrenamiento y validación del modelo RED1- Periodo 2.	153
Figura 80. Coeficiente R para la prueba y para todo el proceso modelo RED2- Periodo 2.	153
Figura 81. Coeficiente R para entrenamiento y validación modelo RED3- Periodo 2.	154
Figura 82. Coeficiente R para la prueba y para todo el proceso modelo RED3- Periodo 2.	154
Figura 83. Irradiación estimada con el modelo de Bird Periodo-2.	155
Figura 84. Irradiación estimada modelo de Bird y Hulstrom atmosfera (0,0).	155
Figura 85. Irradiación estimada modelo de Bird y Hulstrom atmosfera (0,1).	156
Figura 86. Irradiación estimada modelo de Bird y Hulstrom atmosfera (0,2).	156
Figura 87. Irradiación estimada modelo de Bird y Hulstrom atmosfera (0,3).	157
Figura 88. Irradiación estimada modelo de Bird y Hulstrom atmosfera (0,4).	157
Figura 89. Irradiación estimada modelo red neuronal 3 periodo 2.	159
Figura 90. Panel Solar Monocristalino.	162
Figura 91. Panel Solar Policristalino.	163

Figura 92. Voltaje de circuito abierto en una celda solar fotovoltaica	164
Figura 93. Curva de corriente generada en una celda solar fotovoltaica	165
Figura 94. Factor de Forma en una celda solar fotovoltaica.....	166
Figura 95. Parámetros de un panel solar fotovoltaico en función de la temperatura.....	168
Figura 96. Esquema general de un panel solar fotovoltaico.	169
Figura 97. Esquema general del sistema diseñado con paneles solares fotovoltaicos.....	171
Figura 98. Distribución de irradiación solar para cálculo en Homer Pro.....	172
Figura 99. Curva de demanda de la unidad de aire bajo estudio.	172

Introducción

Como una solución a la diversidad de problemas del sector eléctrico en la región Atlántica de Colombia, el gobierno ha liderado la promulgación de varios decretos y leyes, como la ley del Sector Eléctrico 143 de 1994, ley 697 de 2001 o PROURE, ley 788 de 2002, resolución MME 18-0919 de 2010, ley 1665 de 2013 -IRENA- y la ley 1715 de 2014, por ejemplo, que estimulan la utilización de las energías renovables o “limpias” para el incremento de generación de energía en el país, estimando para el año 2020 contar con el 6.5% (Colombia : Evaluación rápida y análisis de brechas, 2016) del total de la generación a partir de la explotación de los recursos renovables como el sol, el viento y la biomasa.

Con base en estos indicios de aprovechamiento de las fuentes renovables, según el atlas de radiación solar del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales de Colombia, -- IDEAM- (Atlas de radiación solar, 2015), la energía solar en la Costa Atlántica Colombiana presenta un alto potencial energético del cual se conoce información estadística promedio hasta el año 2016. En este orden de ideas, la ciudad de Barranquilla dispone del servicio de dos estaciones meteorológicas para la adquisición de variables climatológicas, una de ellas situada en el aeropuerto Ernesto Cortissoz de Soledad reconocida como referencia de medición por parte del IDEAM y entidades internacionales y la otra ubicada en el barrio las Flores de la ciudad de Barranquilla.

La información conocida de irradiación solar de la estación las Flores, corresponde al periodo 2009-2015 y parte del 2016 y se caracteriza por presentar datos medidos calibrados a finales de 2016 por el IDEAM e incompletos respecto a valores nominales. Las variables de temperatura, humedad relativa y brillo solar, entre otras, se encuentran disponibles en periodos anuales y diarios a partir del año 1983, con altos porcentaje de datos incompletos para algunos meses y

años. Similarmente, la estación meteorológica aeropuerto Ernesto Cortissoz, dispone de información de irradiación solar solamente para el año 2014 y parte del 2015. Según el IDEAM estos datos no se encuentran calibrados. Otras variables disponibles sin calibración son presión atmosférica, nubosidad, velocidad y dirección del viento, precipitación y visibilidad.

Estas estaciones terrestres generan el único conjunto de mediciones en tierra disponible para la ejecución de análisis más elaborados como el desarrollo de mapas o planos solares útiles en el dimensionamiento de sistemas de generación fotovoltaicos en función de la potencia instalada requerida. En el mismo contexto, el servicio Web de consulta del IDEAM no permite acceder a los datos medidos Online por cada estación meteorológica para realizar adquisición, monitoreo, seguimiento o cualquier otro tipo de cálculo, impidiendo la obtención de datos históricos de variables meteorológicas diarias u horarias como la irradiancia global horizontal. Las irradiancias directas y difusas no son medidas por las estaciones mencionadas.

Como consecuencia de la problemática descrita, surge la siguiente pregunta de investigación:

¿Qué modelo de predicción de irradiación solar para el dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos, se ajusta a las condiciones y disponibilidad de variables climatológicas de la ciudad de Barranquilla?

Para responder a este interrogante se plantea el objetivo general del trabajo, consistiendo en seleccionar un modelo de predicción de irradiación solar para el dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos, que se ajuste a las condiciones y disponibilidad de variables climatológicas de la ciudad de Barranquilla, el cual debe ser alcanzado aplicando un conjunto de acciones fundamentadas en los siguientes objetivos específicos:

1. Analizar las características de los modelos de predicción de irradiación solar que más se ajusten a las condiciones y disponibilidad de variables climatológicas de la ciudad de Barranquilla.
2. Caracterizar las variables climatológicas disponibles en las bases de datos de las estaciones meteorológicas usando métodos estadísticos para la selección del modelo.
3. Obtener el modelo de predicción de irradiación solar de mayor exactitud para las condiciones y disponibilidad de variables climatológicas.
4. Aplicar los resultados del modelo obtenido en el dimensionamiento de un sistema con paneles solares en un área de la ciudad de Barranquilla.

La importancia de este trabajo radica en el gran potencial de recursos renovables solar por explotar que existe en la Costa Atlántica debido a la posición geográfica e inclinación y orientación óptima de su superficie que le permite obtener mayor ganancia de radiación solar, sobresaliendo el departamento de la Guajira con un valor promedio diario multianual de 6.0 KWh/m², según los estudios realizados por el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM) del país, acciones que se encuentran alineadas con la ley 1715 de 2014 que estimula el aprovechamiento del recurso solar y eólico con la ejecución de proyectos de mitigación de impactos ambientales que puedan darse con el uso de estas energía limpias.

Por estas razones es necesario conocer la irradiación global horizontal, directa y difusa (KWh/m²), en las diferentes zonas geográficas de la ciudad de Barranquilla, razón por la cual surge la necesidad de identificar y aplicar modelos matemáticos, para la estimación de dichos valores, convirtiendo la modelación en una herramienta para la solución de problemas

relacionados con los datos e información faltante, permitiendo la estimación de valores de irradiación solar en lugares donde no existen equipos de medición, el conocimiento de otros procesos físicos que se presenta en la atmosfera relacionados con el clima y el uso en procesos de calibración de estaciones meteorológicas.

La aplicación de modelos empíricos, físicos y de predicción es una opción útil y factible con una contribución científica que permite construir series de datos que proporcionan oportunidades para el desarrollo de proyectos de energía solar complementarios de la matriz energética en poblaciones ubicadas en regiones que no hacen parte del sistema de interconexión nacional, usuarios de energía eléctrica independientes del sector terciario e industrial y en general aquellos usuarios finales que presenten las condiciones y requerimientos técnicos en función de la curva de carga y demás características importantes, disminuyendo así el consumo de energía proveniente de las centrales hidroeléctricas y térmicas convencionales.

Igualmente, la aplicación de herramientas computarizadas y técnicas de inteligencia artificial de redes neuronales de alto nivel de desarrollo permite disponer de herramientas avanzadas para la predicción de corto y mediano plazo de la irradiación global, que pueden ser integradas con los modelos físicos que incluyen parámetros de la atmosfera del sitio evaluado como capa de ozono, aerosol, vapor de agua y demás características propias, utilizando datos de plataformas internacionales satelitales, como la NASA y el NREL de Estados Unidos de América y entidades climatológicas de Europa, Australia y Canadá, para la ejecución de estudios comparativos con estimación de valores de irradiación solar.

El presente documento orienta y describe las diferentes acciones y actividades investigativas desarrolladas para alcanzar los objetivos planteados, distribuyendo la información pertinente en cuatro capítulos, que permiten direccionar los diferentes análisis sobre los modelos de predicción

de irradiación solar aplicados al clima de barranquilla para el dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos:

Capítulo 1: Presenta la descripción matemática de los modelos seleccionados y aplicados en el presente trabajo con sus limitaciones y evaluaciones estadísticas que se ejecutaron en los procesos de validación de los mismos (capítulo 2) con la revisión correspondiente del estado del arte sobre los modelos más utilizados en la estimación de la irradiación solar con base en trabajos investigativos efectuado por diversos investigadores en diferentes ciudades del mundo y algunas regiones de Colombia, identificando así las características más importantes de cada modelo, las evaluaciones estadísticas con sus respectivos indicadores de rendimiento y errores porcentuales respecto a los valores medidos y restricciones de parámetros.

Capítulo 2: Se expone la caracterización de las fuentes de información de las variables meteorológicas en Barranquilla, teniendo en cuenta los datos obtenidos de las estaciones del IDEAM de acuerdo con el estado en que se encuentran hasta el año 2015. Es decir, se realizaron los estudios teniendo en cuenta las limitaciones que se presentan en todas las variables conocidas como temperatura, humedad relativa, brillo solar, espesor de la capa de ozono, vapor de agua, AOD, incluyendo las irradiancias desde el año 2009 hasta el 2015, con faltantes en horas diarias, días y meses. Igualmente, se exponen los resultados obtenidos para cada modelo evaluado, describiendo características propias de los mismos en función de las ecuaciones matemáticas y evaluaciones estadísticas que fueron realizadas y las restricciones que fueron aplicadas por la calidad deficiente de la información utilizada.

Capítulo 3: Se presentan diferentes análisis de los resultados obtenidos (sin incluir aspectos relacionados con el fenómeno del niño ni la niña para el análisis estadístico) a partir de las evaluaciones estadísticas de cada modelo aplicado, teniendo en cuenta las limitaciones de las estructuras matemáticas de los mismos y la calidad de los datos utilizados. Con base en estas acciones, se seleccionó el modelo de predicción de irradiación solar con mejor ajuste al clima de barranquilla, utilizado en el dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos en la ciudad bajo estudio, acorde con las características propias de la irradiación solar.

Capítulo 4: Corresponde al diseño de un sistema solar fotovoltaico mediante un software especializado para la generación de energía eléctrica conociendo la curva de demanda de un usuario final, utilizando como variable de entrada la irradiación estimada con el modelo seleccionado en el capítulo anterior de acuerdo con el clima de Barranquilla y las restricciones propias de la calidad y cantidad de datos estimados, con el fin de evidenciar la importancia de generar la serie de datos de irradiación parametrizando el modelo seleccionado para tal fin.

1. Modelos de predicción de irradiación solar

A partir de mediciones espectroscópicas realizadas por diversos científicos e investigadores, se ha determinado que la luz del sol llega a la tierra proveniente de la fotosfera del sol y que la masa solar está compuesta fundamentalmente por dos elementos químicos como son el hidrógeno (H), que constituye alrededor del 70% de la masa, y el helio (He), que representa aproximadamente el 27 % (Neelamegam y Arasu, 2016). El 3% restante de la materia solar se compone de otros 90 elementos

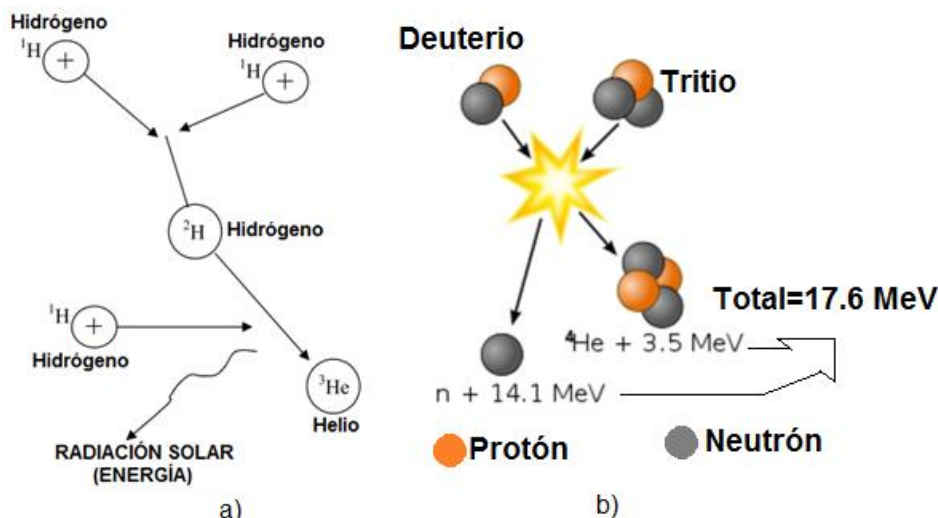
De acuerdo con estas características, el sol está conformado por plasma, estado de la materia donde los electrones se separan de los núcleos debido a las altas temperaturas internas, implicando con esto alta energía cinética de estos dos componentes del átomo (Renno, Petito y Gatto, 2015; Alatorres, 1981). En este mismo orden, los protones se convierten en núcleos de helio debido al exceso de energía inyectada en el proceso de fusión.

Este proceso libera aproximadamente 25 MeV de energía cinética y de radiación o fotones (partículas de energía radiante) que se difunde en la superficie solar alcanzando los 5760 °K (grados kelvin) a partir de la cual la energía es irradiada hacia el sistema solar, siendo aproximadamente equivalente a la temperatura del cuerpo negro (Paulescu et al., 2016; Bruyninckx, 2015). La figura 1 ilustra esquemáticamente esta transformación.

La energía producida por las reacciones que se dan al interior del sol, poseen características propias de las ondas electromagnéticas en función de la clasificación establecida en el espectro electromagnético como Ondas de radio, Microondas, Rayos X, Rayos Gamma, espectro solar, Infrarrojo lejano, Infrarrojo medio, Infrarrojo cercano, espectro de luz visible, banda de colores

Ultravioleta (UV) (Conformada por tres bandas: UV-A, UV-B y UV-C) como velocidad de propagación, frecuencia y longitud de onda, entre otros, parámetros identificables.

Figura 1.



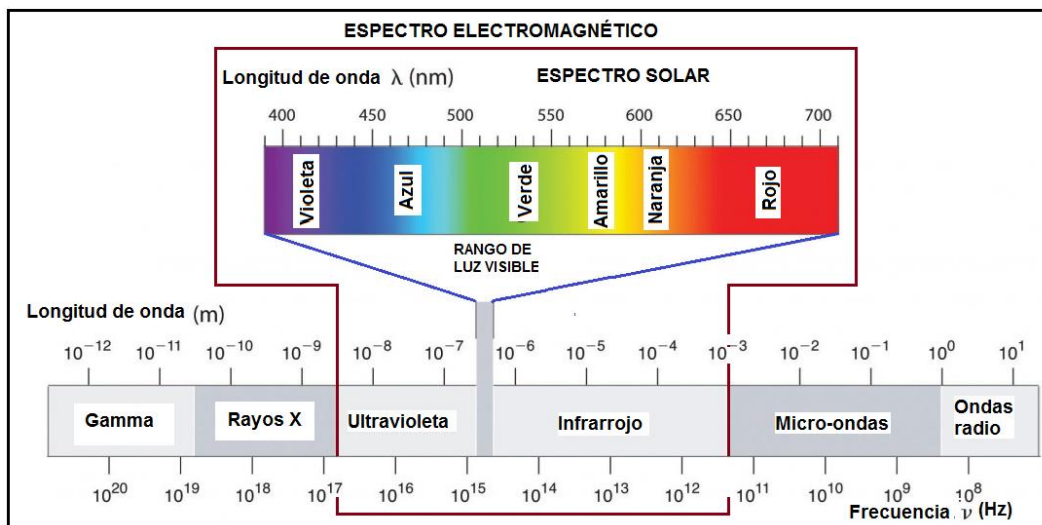
Nota: Adaptado de "Nuclear Fusion Reaction - The Reason Behind Solar Energy". (s.f). Fusion Reaction [Figura]. Recuperado de <http://www.solarenergyexplorer.com/nuclear-fusion.html#ixzz550hap2XM>

Las longitudes de onda del espectro solar se encuentran definidas en el rango de $1 \times 10^{-6} \text{ m}$ a $1 \times 10^{-7} \text{ m}$, con amplias y diversas aplicaciones en diferentes dimensiones de la vida humana. La figura 2 ilustra este principio. Se define, por tanto, la radiación solar como la energía electromagnética emitida por el sol a partir de la fusión del hidrógeno en helio que cubre una amplia gama de energías comprendidas entre $1 \times 10^{-6} \text{ m}$ y $1 \times 10^{-7} \text{ m}$ del espectro electromagnético y puede ser captada mediante dispositivos contruidos con diferentes tipos de materiales como paneles fotovoltaicos y concentradores solares, por ejemplo, para convertirla en otras formas de energías como la electricidad y el calor, respectivamente.

La radiación solar, atraviesa la atmosfera antes de incidir en la superficie terrestre, razón por la cual algunas ondas de frecuencias son absorbidas por este escudo natural del planeta, al igual que las nubes y las partículas suspendidas en el medio que modifican la naturaleza de la

radiación, otra parte es reflejada al espacio y las demás se propagan siguiendo la distribución de la luz visible. La región útil de este espectro para la utilización de celdas fotovoltaicas comprende todo el infrarrojo, iniciando en una longitud de onda de 0,35 micrómetros (Renno, Hansen y Stein, 2012; Familiar, 2014).

Figura 2.



Nota: Adaptado de "Waves and Electromagnetic Radiation. (s.f). The Electromagnetic Spectrum". [Figura]. Recuperado de https://saylordotorg.github.io/text_general-chemistry-principles-patterns-and-applications-v1.0/s10-01-waves-and-electromagnetic-radi.html

1.1 Clasificación de la radiación solar

1.1.1 Radiación extraterrestre. Es la radiación solar proveniente del sol a una velocidad de 300000 Km/s que incide en el límite superior de la atmósfera de la tierra. El 97% de las ondas que la componen están comprendidas en el intervalo espectral de 290 y 3000 nm (Zekai, 2008; Haurwitz, 1945), recibiendo el nombre de onda corta en el rango especificado.

Un porcentaje de esta radiación penetra la atmósfera y llega a la superficie terrestre, mientras que la otra porción se dispersa y es absorbida por las moléculas de gases mixtos, las partículas de aerosoles, ozono y las nubes que existen en las capas de la atmosfera. A partir de estas condiciones, y la distancia entre la tierra y el sol, existe una cantidad de potencia recibida por la

capa más externa de la atmósfera aproximadamente constante, cuyo valor calculado ha variado en el transcurso de los años producto de diversos desarrollos experimentales y mediciones, considerando el de mayor exactitud igual a 1366.1 W/m^2 (Torres, De Blas, García, De Francisco, 2010; Haurwitz, 1946).

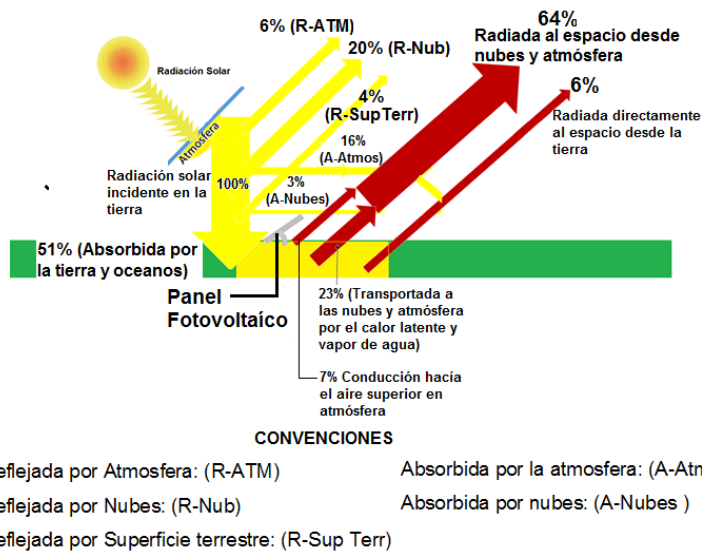
Para cálculos en modelos de predicción o estimaciones de irradiación es aceptado la cantidad de 1367 W/m^2 (El-Metwally, 2005; Haurwitz, 1946).

1.1.1.1 Balance de energía solar en la tierra. Se considera que el planeta tierra emite la misma cantidad de energía que la proveniente del sol, por lo cual se considera que en “estado estacionario” no existe acumulación ni pérdida de energía, a excepción de la energía geotérmica generada por la misma tierra en los llamados geiser. En el caso que el balance de energía sea diferente de cero, la tierra tiende a absorber o emitir mayor cantidad de energía para poder reestablecer el equilibrio natural, hecho que justifica el cambio climático producto del calentamiento global.

Una aproximación intuitiva del ciclo de balance de energía proveniente de las radiaciones solares incidentes y reflejadas en la tierra se presenta en la figura 3. Igualmente, en la tabla 1 se muestran ordenadamente los porcentajes de estas radiaciones, obteniendo al final el balance del 100% para las ondas incidentes y reflejadas (Muneer, 2004; Li et al., 2012), de acuerdo con lo descrito anteriormente.

La radiación reflejada al espacio sideral después de cumplir con el ciclo del balance de energía de las radiaciones solares, es en forma de radiación infrarroja, a diferencia de la proveniente del sol que corresponde a ondas en el espectro visible.

Figura 3.



Nota: Adaptado de Atmospheric Circulation. (s.f). Wavelengths of solar energy transmitted and absorbed by the atmosphere [Figura]. Recuperado de <http://gotbooks.miracosta.edu/oceans/chapter8.html>

Tabla 1.

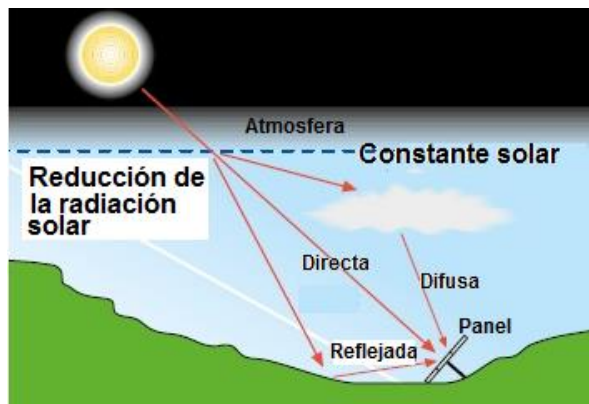
Balance de energía de radiaciones solares en la tierra

Radiación solar incidente en el planeta tierra	%	Radiación solar reflejada al espacio	%
Reflejada por la atmósfera (R-ATM)	6%	Transportada a las nubes y atmósfera por el calor latente y	23%
Reflejada por las Nubes (R-Nub)	20%	Conducción hacía el aire superior en atmósfera	7%
Reflejada por la superficie terrestre	4%	Radiada al espacio por desde nubes y atmósfera	64%
Absorbida por la atmósfera (A-Atmos)	16%	Radiada directamente al espacio desde la tierra	6%
Absorbida por las nubes (A-Nubes)	3%		
Absorbida por la tierra y océanos	51%		
TOTAL	100%	TOTAL	100%

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

1.1.2 Radiación sobre la superficie terrestre. De acuerdo con la forma de incidir en la superficie de la tierra, la radiación solar se clasifica en cuatro diferentes conceptos de relevante importancia, como es descrito en los párrafos siguientes y en la figura 4.

Figura 4.



Nota: Adaptado de Functioning principle. Photovoltaic energy. (s.f). Component of solar radiation [Figura]. Recuperado de <http://en.gammaenergy.it/photovoltaic.html>

1.1.2.1 Radiación difusa. En este tipo de radiación se produce dispersión de los fotones debido a la interacción con los gases y las partículas pequeñas en la atmósfera, tales como aerosoles, polvo, polen, sal, y nubes.

1.1.2.2 Radiación directa. Es aquella que proviene del sol en cualquier lugar de la tierra sin interferencia alguna. La radiación directa es medida con un sensor denominado Pirheliómetro con seguimiento solar automatizado.

1.1.2.3 Radiación reflejada (Albedo). Es aquella radiación que se refleja desde la superficie de la tierra presentándose en mayor proporción en las zonas montañosas y relieve irregular. Estos valores son importantes para evaluar niveles de referencia para aplicaciones de agricultura, biología, arquitectura y operación de sistemas fotovoltaicos, entre otros.

1.1.2.4 Radiación global. Esta radiación solar atraviesa la atmósfera terrestre e incide sobre una superficie horizontal de la Tierra, determinándose a partir de la sumatoria de la radiación solar directa, indirecta y reflejada, producidas todas éstas por la geometría de los cuerpos que la reciben y las interacciones con las partículas presentes en la atmósfera.

1.2. Características de los instrumentos de medición de radiación solar

Las propiedades y características de los equipos para la medición de la radiación incluyen “sensibilidad, estabilidad, tiempo de respuesta, respuesta cosenoidal, respuesta azimutal, linealidad, respuesta de temperatura y respuesta espectral” (Medida de la radiación solar, 2015, p.9). Son contruidos con elementos termoelectrónicos, fotoelectrónicos, piroelectrónicos o bimetálicos que actúan como sensores de temperatura a partir de la cual crean corrientes cuyos valores se definen en función de las longitudes de ondas incidentes. Igualmente, un software especializado con la información exacta de longitud, latitud, altitud, fecha y hora para el sitio de medición calcula la posición actual del sol midiendo los valores de radiación difusa (Balbis, Balaguera y Tovar, 2009).

La tabla 2 presenta resumidamente las características más importantes de los instrumentos utilizados para la medición de la radiación solar incidente en la tierra de acuerdo con sus longitudes de onda (Balbis, Balaguera y Tovar, 2009).

Existen otros instrumentos de medición de radiación solar y variables asociadas como heliógrafos de Campbell-Stokes para medir el brillo solar o heliofanía, piranógrafos bimetálicos del tipo de Robitzsch o piranómetros esféricos de Bellani, usados en el registro de la radiación global incidente sobre un plano horizontal (Atlas de radiación solar, 2015).

A diferencia de la radiación extraterrestre, la radiación que atraviesa la atmósfera terrestre se clasifica como onda larga con longitudes superiores a 3000 nm y es emitida por la superficie de la tierra, por los componentes de la atmósfera y las nubes, siendo parcialmente absorbida en estas capas de protección del planeta.

Tabla 2.

Características generales de los instrumentos de medición de radiación solar

Instrumento	Características generales	Tipo de radiación	Longitud de onda
Piranómetro	Un piranómetro sombreado con esfera maciza acoplada al seguidor solar automatizado, es conformado como sistema que proporciona un montaje estable para el dispositivo de medición desplazándose horizontal (acimut) y verticalmente (cenit) para seguir el sol Utiliza la tecnología de detección pasiva, basada en una termopila que genera un voltaje de corriente directa de bajo nivel (del orden de los milivoltios) proporcional al flujo solar incidente en la superficie del detector	Radiación difusa	280 y 2.800 nm
Pirheliómetro	Consta de un sensor electrónico diseñado para medir la radiación reflejada por la superficie terrestre, instalado en el plano posterior de un piranómetro	Radiación directa	200 a 4000nm
Albedómetro	Piranómetro cuyo sensor recibe la radiación solar en una superficie plana de 180°. La cantidad de radiación medida corresponde a la irradiancia expresada en W/m^2 , y se denomina "hemisférica" o global	Radiación reflejada (Albedo)	285-3000nm
Piranómetro con sensor horizontal		Radiación global	400-110nm

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

De acuerdo con las directrices de la Organización Meteorológica Mundial (Atlas de radiación solar, 2015) existen diversos tipos de piranómetros, clasificados según la ISO 9060 en patrones secundarios de primera y segunda clase, con algunas características importantes:

- Los piranómetros de primera clase se construyen con termopilas como elemento de detección. Normalmente se usan para medir la radiación solar global.
- Los de segunda clase utilizan fotoceldas como elemento de detección, aspecto técnico que permite reducir los costos económicos a expensas de incrementar errores de precisión y exactitud en comparación con los otros tipos de piranómetros.

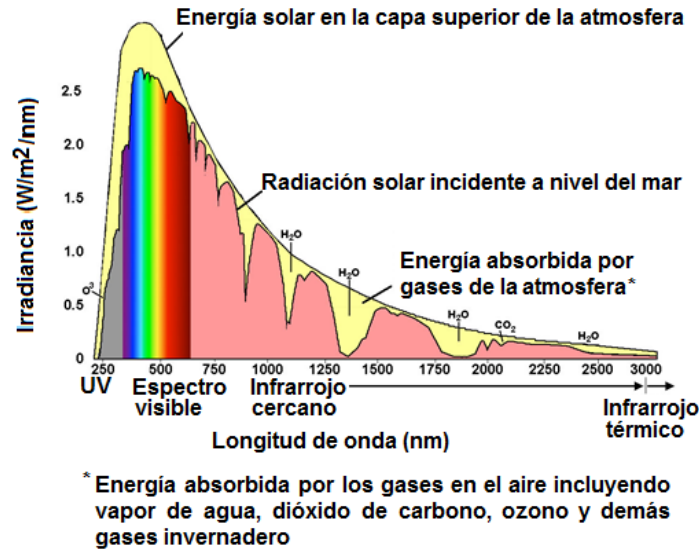
1.3. Irradiancia solar

La irradiancia solar instantánea (Renno, Hansen y Stein, 2012; Atlas de radiación solar, 2015) o densidad de flujo radiante es la potencia inherente a la radiación incidente por unidad de área de una superficie específica. Indica la intensidad de la radiación solar y corresponde a la energía luminosa emitida por el sol y medida en la tierra. Su unidad es el vatio por metro cuadrado (W/m^2).

La distribución espectral de la irradiancia del espectro solar se representa en la figura 5, a partir del cual se puede determinar que la mayor radiación solar incidente se presenta en la capa más superior de la atmosfera y decrece al aumentar las longitudes de onda del infrarrojo térmico.

En un día con alta irradiancia incidente, la radiación directa puede alcanzar una densidad de potencia de 1000W/m^2 (Muneer, 2004), lo cual es conocido como densidad de potencia solar.

Figura 5.



Nota: Adaptado de Atmospheric Circulation. (s.f). Wavelengths of solar energy transmitted and absorbed by the atmosphere [Figura]. Recuperado de <http://gotbooks.miracosta.edu/oceans/chapter8.html>

1.4. Irradiación solar

A diferencia del concepto anteriormente descrito, la irradiación solar es la suma de las irradiancias medidas en intervalos horarios de acuerdo con el instrumento seleccionado y disponible para tal fin. Las unidades de irradiación se expresan en términos de Mega Joule*Unidad de área en metros cuadrados, $[MJ/m^2]$, o Kilovatios horas*unidad de área en metros cuadrados, $[KWh/m^2]$.

De acuerdo con esto, a partir de las mediciones de irradiancia efectuadas en un día completo se puede calcular la irradiación total diaria, aplicando para ello las siguientes ecuaciones (El-Metwally, 2005):

$$I_{Rtotal} = Irr_1 * \Delta t_1 + Irr_2 * \Delta t_2 + Irr_3 * \Delta t_3 + \dots + Irr_n * \Delta t_n \quad (1)$$

$$I_{Rtotal} = (Irr_1 + Irr_2 + Irr_3 + \dots + Irr_n) * \Delta t \quad (2)$$

$$I_{Rtotal} = (\sum_{i=1}^N Irr_i) * \Delta t \quad (3)$$

Donde Irr_n es el valor de la irradiancia en el intervalo Δt_n ; Δt es el intervalo de tiempo seleccionado para la medición de la irradiancia y I_{Rtotal} es la irradiación total calculada en el intervalo Δt_n . Generalmente el intervalo Δt_n es constante de acuerdo con los ajustes y rangos específicos de cada estación meteorológica o piranómetro. Las unidades y múltiplos de cálculo más utilizadas para la irradiación son $1 \text{ KWh/m}^2 = 3.6 \text{ MJ/m}^2$ y $1 \text{ MJ/m}^2 \approx 0.278 \text{ KWh/m}^2$ (horas pico).

1.5. Aprovechamiento de la energía solar

La energía solar como fuente de energía eléctrica permite cumplir con diversos objetivos, los cuales implican disponer de una energía inagotable y en abundancia para asegurar el suministro en combinación con la generación hidroeléctrica, térmica y las demás convencionales, consiguiendo con esto disminuciones significativas de emisión de CO₂ (proveniente de recursos fósiles como el petróleo, el gas natural o radioactivos o energía nuclear), al medio ambiente propiciando sustentabilidad ambiental, actividades direccionadas por las políticas energéticas en cada país (CO₂ en la atmósfera bate récord histórico, 2016).

Esta utilización implica conocer valores de irradiancia horaria, irradiación diaria o mensual disponibles en un tiempo y lugar determinado de la superficie terrestre, valores que son medido en estaciones meteorológicas especializadas o estimados con modelos matemáticos o de predicción, hecho que obliga a disponer de factores y parámetros de la atmosfera, además de diferentes condiciones climáticas de la zona geográfica que se evalúa en tierra, incluyendo características topográficas del terreno.

La irradiación solar es uno de los recursos esenciales para el dimensionamiento de centrales de generación de energía eléctrica aprovechando la radiación solar, razón que hace necesario

disponer de información meteorológica de las diferentes variables climatológicas y geográficas de la región o lugar específico donde se realizan las mediciones y conocer los datos con la mayor precisión posible de dichas variables.

Sin embargo, existen lugares cuyos valores de irradiación solar no son medidos en las estaciones in-situ y solo están disponibles las otras variables como temperaturas medias, máximas y mínimas, humedad relativa, tensión de vapor de rocío, brillo solar y precipitación, entre otras, que permiten aplicar modelos de estimación, definidos como aquellas ecuaciones que relacionan diferentes variables climatológicas con el fin de calcular la irradiación a partir de una muestra específica o registros de datos históricos generando así un conjunto de valores que se aproximan con cierta desviación a los medidos en las estaciones meteorológicas o cualquier otro instrumento especializado como los piranómetros (Neelamegam y Arasu, 2016).

Si son conocidos valores pronosticados de las demás variables para un periodo futuro o a posteriori a corto o mediano plazo, los modelos en mención permiten calcular, bajo ciertas restricciones, la irradiación en dichos periodos, obteniendo así valores predichos, lo que les confiere las características de ser modelos de predicción (Renno, Petito y Gatto, 2015).

Las desviaciones de los valores estimados respecto al valor medido deben ser evaluadas con diferentes métricas estadísticas como el coeficiente de correlación R^2 , el error porcentual, el RMSE, MBE, MABE, MPE y MAPE, entre otras, con el fin de establecer el nivel de precisión de los modelos utilizados para cada sitio en particular (Neelamegam y Arasu, 2016; Paulescu et al., 2016).

De acuerdo con estos principios, mundialmente existe diversidad de modelos desarrollados por investigadores en función de las diferentes variables disponibles en los sitios geográficos de estudio, orientados todos a estimar o predecir la irradiación global horizontal o inclinada bajo

condiciones de cielo despejado, por ejemplo, conociendo datos climáticos adquiridos por las estaciones in-situ, imágenes satelitales, bases de datos de entidades meteorológicas y laboratorios especializados en climatología.

Esta información diseminada en muchos países, conduce a establecer una clasificación bastante general de dichos modelos a partir de diferentes estudios, destacándose entre ellos los descritos en las páginas siguientes con sus respectivos trabajos relacionados (Paulescu et al., 2016; Renno, Hansen y Stein, 2012).

1.6. Modelos de predicción de irradiación solar

1.6.1. Modelos de predicción con series de tiempo. Los modelos arma o ARIMA requieren el cumplimiento de algunas propiedades estadísticas con el fin de obtener un porcentaje de error reducido en los valores predichos respecto a los observados, entre los cuales se encuentran la estacionalidad, la independencia de los datos sucesivos de la serie y la disponibilidad de la mayor cantidad de datos secuenciales, entre otros. De acuerdo con esta descripción, se han realizado diversos estudios relacionados con los modelos de predicción en series de tiempo de irradiación solar, algunos de los cuales se describen en páginas siguientes:

Estudio 1. En el trabajo realizado por K. Gairaa et al (2016), se presentan los resultados obtenidos con el modelo Promedio móvil lineal autoregresivo (ARMA) combinado con redes neuronales artificiales (RNA), ARMA-ANN, desarrollado por los autores y aplicado para dos climas diferentes en la ciudad de Argelia en el periodo 2012-2013. La combinación de los modelos ARMA y ANN se realizó con el fin de capturar lo diferentes patrones de la serie de tiempo, es decir ARMA permite identificar el comportamiento lineal y la ANN el comportamiento no lineal.

De esta forma, se construyó el modelo ARMA del índice de cielo despejado, H_t =Irradiación medida/radiación extraterrestre, para las dos estaciones de estudio, Bouzaréah y Ghardaïa, obteniendo un modelo ARMA (4,0) y un modelo ARMA (2,0) para cada estación respectivamente, con sus propiedades y características estadísticas analizadas (ACF, PACF, orden del modelo, criterio de Akaike, entre otros).

La estructura de la red neuronal NAR (red neuronal recurrente basada en modelo autorregresivo lineal con conexiones en retroalimentación) fue construida aplicando prueba y error para determinar la cantidad de capas ocultas (Bouzaréah (4x4x1) y Ghardaïa (2x2x1), con la cantidad de neuronas por capa seleccionadas a partir del orden de los modelos ARMA anteriormente identificados. Los resultados demostraron un incremento significativo del ajuste de los datos, con valores normalizados de RSME igual a 0.298 y el coeficiente de determinación R^2 de 0.820 en la estación de Bouzaréah y RSME=0.119 con $R^2 = 0.914$ en Ghardaïa, respecto a los modelos como el ANN, NN-ARX, ANFIS, Angstrom, Abdallah, Ojuso, ANFIS, ELMAN, MLP, Hargreaves, SVR-RBF y SVR-POLY aplicados en regiones cercanas a los lugares de estudio.

Estudio 2. Perdomo et al. (2010), desarrollaron un modelo con series de tiempo de irradiación solar diaria acumulada para el periodo 2003-2009 en la ciudad de Bogotá. El análisis y procedimientos estadísticos aplicados permitieron transformar la serie en estacionaria mediante la aplicación de la metodología Box Jenkins, característica que fue necesaria disponer para encontrar el modelo ARIMA (1,0,0) que permitió representarlo con la ecuación $X_t = 3562.78 + 0.518X_{t-1} + e_t$, siendo e_t la función error con distribución normal (0,1) con ruido blanco. Con este modelo se logró obtener una herramienta de predicción bastante adecuada y utilizable en la estimación de la irradiación en la ciudad de Bogotá.

1.6.2 Modelos de estimación de irradiancia con ubicación geográfica. Permiten calcular la radiación solar horizontal en función del ángulo zenith (Renno, Hansen y Stein, 2012). El modelo de Paltridge y Proctor, (1976) presentado en las ecuaciones 4, 5 y 6, es uno de los más conocido.

$$DNI = 950.2 * (1 - e^{-0.075*(90^\circ - z)}) \quad (4)$$

$$I_{difusa} = 14.29 + 21.04 * \left(\frac{\pi}{2} - z * \frac{\pi}{180} \right) \quad (5)$$

$$GHI = DNI * \cos(z) + I_{difusa} \quad (6)$$

Donde DNI es la irradiación normal directa en KWh/m²/día; Idifusa es la irradiación difusa; GHI es la irradiación global horizontal y z es el ángulo zenith. Esta convención aplica para los restantes modelos que se describen en la tabla 3 con sus respectivos autores.

Tabla 3.

Ecuaciones de modelos con parámetros de ubicación geográfica

Modelo	Ecuación del Modelo	
Modelo de (Kasten y Czeplak, 1980)	$GHI = 910 * \cos(z) - 30$	(7)
Modelo de (Haurwitz, 1945; Haurwitz, 1946)	$GHI = 1098 * \cos(z) * e^{-\frac{0.057}{\cos(z)}}$	(8)
Modelo de Berger–Duffie (Renno, Hansen y Stein, 2012)	$GHI = I_o * 0.7 * \cos(z)$	(9)
Modelo de Adnot–Bourges–Campana–Gicquel (Renno, Hansen y Stein, 2012)	$GHI = 951.39 * \cos(z)^{1.15}$	(10)
Modelo de (Robledo y Soler, 2000)	$GHI = 1159.24 * \cos(z)^{1.179} * e^{-0.019*(90^\circ - z)}$	(11)

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

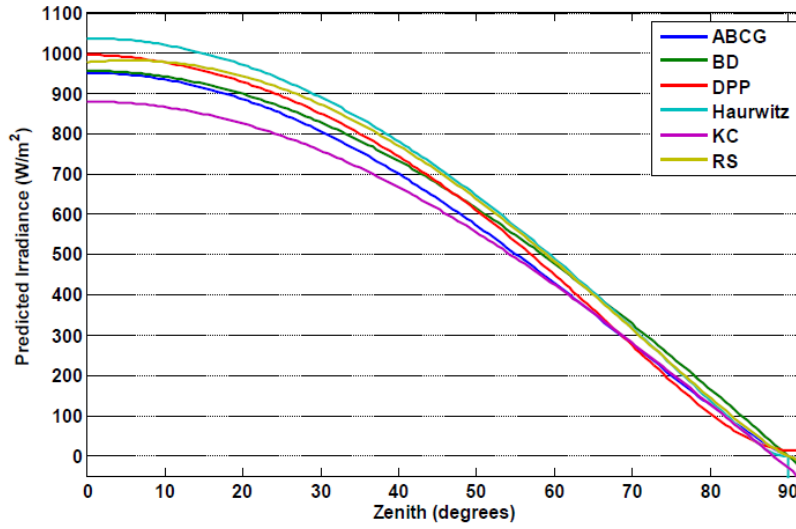
A partir de las ecuaciones presentadas en la tabla anterior se concluye que:

- Son muy limitadas porque solo incluyen un parámetro solar y no intervienen factores relacionados con atenuaciones de la atmosfera que disminuyen la radiación solar incidente en la superficie de la tierra.
- La intensidad de la radiación proveniente del sol es altamente dependiente de la posición del sol respecto a un observador ubicado en la superficie de la tierra.
- De acuerdo con la gráfica de la figura 6, para ángulos zenith de $^{\circ}0$, cuando el sol se encuentra justamente por encima del observador, los rayos solares recorren menor trayectoria de la atmosfera respecto a los ángulos de mayor valor, razón que explica el incremento de la intensidad de dicha radiación en horas del mediodía.

1.6.3 Modelos de estimación de irradiación de correlación de variables. Son denominados modelos estadísticos, debido a que correlacionan fracciones de valores medidos (en estaciones meteorológicas) con aquellos calculados con ecuaciones pre-establecidas, aplicando métodos de mejor ajuste de datos en intervalos estadísticamente significativos para la predicción a corto plazo, como regresiones lineales, no lineales, polinómicas o estimación curvilínea. Dos de los más conocidos, corresponden a los de regresión lineal y regresión no lineal, exponiendo a continuación referencias investigativas importantes en la ejecución del presente trabajo.

1.6.3.1 Modelo estadístico de correlación lineal simple. Uno de los más aplicados corresponde al modelo de Angstromg–Prescott (Liu et al., 2012), ampliamente aplicado para la predicción de la irradiación solar en términos de una ecuación lineal que relaciona la irradiación solar global incidente en una superficie horizontal con el brillo solar (Li et al., 2012).

Figura 6.



Nota: Tomado de “Global Horizontal Irradiance Clear Sky Models: Implementation and Analysis”. Por Reno, Hansen & Stein, 2012, p 16.

La ecuación general de este modelo es:

$$\frac{R_s}{R_e} = a + b * \frac{n}{N} \quad (12)$$

Donde R_s es la irradiación diaria en KWh/m^2 medida por la estación meteorológica bajo estudio (las flores); R_e es la radiación extraterrestre diaria calculada en el sitio de medición; a y b son coeficientes del modelo que pueden ser estimados con aproximaciones de regresión lineal; n es el brillo solar diario medido en horas (h) por la estación meteorológica de las flores y N es el máximo brillo solar diario calculado en horas (h) en el sitio analizado.

La ecuación 12 puede reescribirse despejando R_s en función de R_e , resultando la ecuación 13 de primer orden, hecho que permite aplicar el método de regresión lineal para determinar los coeficientes a y b para cada sitio o lugar donde se realizan las mediciones.

$$R_s = R_e * \left(a + b * \frac{n}{N} \right) \quad (13)$$

Los coeficientes a y b están asociados al tipo de nubes que imponen restricciones a la radiación solar incidente en el lugar de medición y a las condiciones generales que determinan la turbidez de la atmósfera. La suma de los coeficientes $a+b$, representa el valor máximo de la transmisividad de la atmósfera (τ) mientras que el coeficiente a representa el mínimo valor de τ (Camayo-Lapa et al., 2015).

Estos coeficientes son específicos de acuerdo con la localización y representan aproximadamente las fracciones de radiación extraterrestre que alcanza una superficie en la tierra en días soleados y nublados. Puede ser aplicado a periodos sin considerar dependencia entre sucesivos valores medidos, por lo cual a y b pueden ser estimados aplicando el método de aproximación con regresión lineal ordinaria.

El objetivo de la regresión lineal simple es ajustar una función que intente minimizar la suma de los cuadrados de las distancias verticales entre cada punto y una recta que debe ser determinada, denominado comúnmente el método de los mínimos cuadrados. Por tanto, existirá una sola ecuación lineal con intercepto en el origen y pendiente en la variable independiente que cumplirá esta condición.

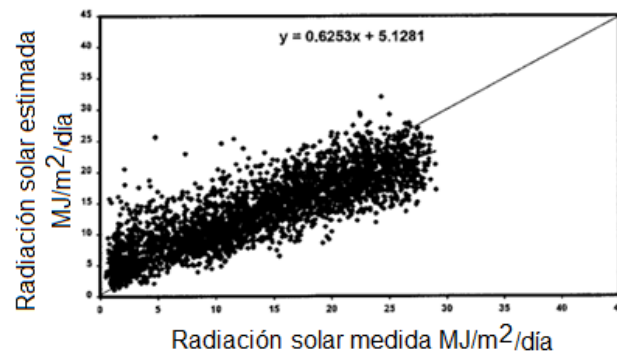
La evaluación estadística de este modelo incluye: el análisis de la varianza (ANOVA), en la cual se destaca el cálculo de la significancia estadística identificada por la probabilidad de F y su significancia (Sig) correspondiente, que corresponde a la probabilidad de obtener el valor de F si la hipótesis nula fuera cierta. Si este valor es menor que 0,05 (nivel de confianza seleccionado previamente como el 95% de probabilidad que los datos se encuentren en este rango definido por una distribución normal) se rechaza la hipótesis nula y se concluye que el modelo de regresión es válido.

El valor de R cuadrado (R^2) corresponde al coeficiente de determinación y mide la bondad del ajuste de la recta de regresión a la nube de puntos, con un rango de valores de 0 a 1. Valores de R^2 menores que 0.7 indican que el modelo no se ajusta bien a los datos. El valor R representa el valor absoluto del coeficiente de correlación, con un rango de 0 a 1. Valores próximos a 1 indican una fuerte relación entre las variables. En otras palabras, representa el nivel de ganancia que es posible obtener al predecir una variable con base en el conocimiento que se tenga disponible de otras variables. En este mismo orden de ideas, es necesario comprobar características propias de la evaluación estadística para el análisis completo del modelo encontrado, normalmente obtenidas con la aplicación de softwares estadísticos especializados como SPSS o Statgraphics, destacándose entre ellas las siguientes:

Linealidad: se asume que la recta encontrada presenta una relación lineal, característica que debe ser comprobada mediante el análisis residual, el cual puede realizarse analizando una gráfica de los residuos, es decir la diferencia entre los valores estimados y los medidos u observados, versus los valores predichos o estimados. Si la nube de puntos se distribuye aleatoriamente alrededor de una línea de 45°, se concluye que existe linealidad, de lo contrario, las relaciones predominantes podrían ser no lineales. La gráfica de la figura 7 ilustra la condición de linealidad. La gráfica de la figura 8 no presenta una fuerte correlación entre las variables medidas y estimadas que indique un alto nivel de linealidad. La gráfica de la figura 9, permite observar no linealidad en los residuos al ser comparados con las predicciones realizadas.

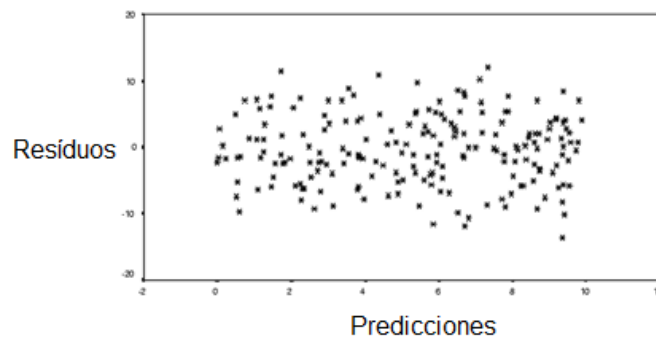
Independencia. Esta prueba implica determinar la independencia de los residuos, es decir, que correspondan a una variable aleatoria. Un estadístico importante es el de Durbin-Watson, que permite determinar si los residuos presentan autocorrelación o no.

Figura 7.



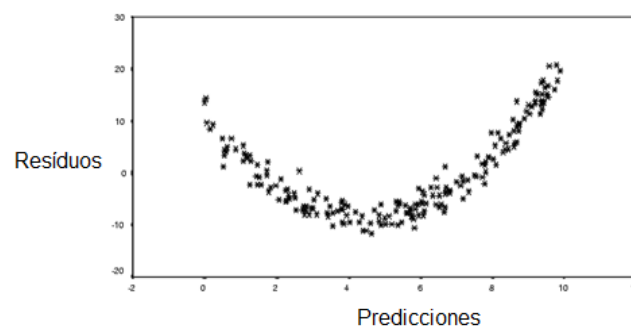
Nota: Adaptado de “Residue, respiration and residuals: Evaluation of a dynamic agroecosystem model using eddy flux measurements and biometric data”. Por Kucharik & Twine, 2007, p 136.

Figura 8.



Nota. Adaptado de Análisis de residuos. (s.f). No se detecta ningún problema. [Figura]. Recuperado de http://dm.udc.es/asignaturas/estadistica2/sec7_3.html

Figura 9.



Nota: Adaptado de Análisis de residuos. (s.f). El ajuste lineal no es adecuado. [Figura]. Recuperado de http://dm.udc.es/asignaturas/estadistica2/sec7_3.html

Homocedasticidad. Es un test que permite determinar, para cada valor de la variable independiente (o combinación de valores de las variables independientes), que la varianza de los residuos es constante.

Normalidad. Es una prueba enfocada a comprobar que los residuos se distribuyan normalmente con media cero, para cada valor de la variable independiente (o combinación de valores de las variables independientes). Se utiliza la prueba de Kosmorogov y Smirnov (K-S) con el fin de comprobar la normalidad de la distribución de una muestra con tamaño mayor que 30. Si la muestra es menor que este valor, se aplica la prueba de shapiro wilk

No-colinealidad. Se utiliza este concepto para determinar la existencia o no de relación lineal exacta entre las variables independientes. Si existe alguna relación entre variables, se da origen a colinealidad o multicolinealidad

Algunos de los trabajos relacionados con este modelo que aportan al desarrollo del presente trabajo se exponen a continuación

Estudio 1. De acuerdo con Li et al. (2012), los coeficientes del modelo Angstromg–Prescott (A-P) fueron determinados para diferentes escalas de tiempo, siendo los mejores resultados de irradiación estimada para los modelos de 10 y 30 días con R2 mayor que 80% y errores de estimación RMSE mínimo de 0,71% y máximo de 3,39%.

Estudio 2. Zhang et al. (2017) concluye que los modelos modificados a partir del A-P con el fin de mejorar la precisión del mismo, se fundamentan en incluir grados polinómicos de mayor orden de la fracción de brillo solar y otras funciones no lineales (seno y exponencial). Los resultados demuestran que estos cambios no producen una disminución significativa de los errores de predicción, razón por la cual es válido aplicar la ecuación del modelo A-P por su simplicidad, evaluación estadística y eficiencia computacional.

Estudio 3. Para Manzano et al. (2015) los resultados obtenidos del modelo de Angstromg–Prescott (A-P) en 25 estaciones meteorológica de la península Ibérica, presentan un buen ajuste de las relaciones de irradiación solar y brillo solar medidos con coeficientes R^2 superiores a 80%. El valor RMSE mínimo corresponde a la estación de Lleida con 1.108%.

Estudio 4. En el trabajo realizado por Leonaldo et al. (2016), los coeficientes de los modelos de Angstromg–Prescott (A-P), utilizando datos de irradiación solar de la costa este de Brasil en el periodo 2007-2010, fueron ajustados de acuerdo con las condiciones climáticas de cada lugar geográfico específico y contrastado con diez modelos de tipo Cuadrático, Cúbico, Logarítmico, lineal-logarítmico, Lineal-exponencial, Potencia, senoidal y cosenoidal. El menor error RMSE fue de 1,08% para el estado de Pão de Açúcar.

Estudio 5. El objetivo del trabajo elaborado por Vélez et al. (2015) consistió en aplicar cuatro modelos estadístico para la estimación de la irradiación solar global a partir de los datos suministrados por el IDEAM de Colombia en la estación meteorológica Prado Sevilla, localizada en el departamento del Magdalena, Colombia, para el periodo de medición comprendido entre Marzo de 2011 y Enero de 2012.

Los resultados obtenidos a partir del análisis individual de cada modelo, permitió concluir que la correlación existente entre las variables es mínima; presentándose el mejor ajuste en la regresión lineal entre la humedad relativa y la radiación solar con un coeficiente R^2 de 11.14%, y un Error Medio Absoluto (EMA) de 0.095. Sin embargo, los modelos analizados no presentan un ajuste estadísticamente significativo, hecho que implica la necesidad de estudiar la aplicabilidad de otros modelos con diferentes características a los de regresión ya descritos.

Estudio 6. Liu et al. (2012) presentan los resultados de aplicación del modelo A-P en 15 estaciones de China, comparando los valores predichos del modelo sencillo respecto a la latitud,

longitud, altitud, temperatura media y fracción de brillo solar. Conclusiones importantes de este trabajo, establecen que la precisión del modelo depende en un alto porcentaje del valor del coeficiente a de acuerdo con la zona climática que se evalúa

Estudio 7. En el estudio adelantado por Paulescu et al. (2016) se presentan los resultados obtenidos al aplicar la ecuación de Angstrom-Prescott (A-P) en 33 estaciones de Europa, concluyendo que una ecuación empírica con tres variables de entrada como el brillo solar relativo, la altitud y el número de meses puede explicar aproximadamente el 90% de la variabilidad del índice de claridad en el territorio europeo. Para algunos sitios geográficos fue evaluado el modelo para cada mes del año teniendo en cuenta el periodo estacional correspondiente.

1.6.3.2 Modelos estadísticos no lineales para la estimación de la irradiación solar. Se fundamentan en la aplicación de ecuaciones no lineales para el ajuste de datos aplicables en la estimación de la irradiación solar global en función de la radiación solar extraterrestre y la diferencia de temperaturas o temperaturas máximas y temperaturas mínimas diarias o mensuales.

La diferencia entre las temperaturas máximas y mínimas diarias de un lugar geográfico ubicado en la esfera terrestre con una latitud y longitud dada, depende de la relación entre el calor sensible y el calor latente. Es decir, el aumento de temperatura del aire debido a la radiación solar no modifica el estado o estructura molecular del aire y para cambiar la fase del aire, por ejemplo, de gaseoso a líquido, el calor latente está presente sin cambiar de temperatura.

Por tanto, el calor sensible es responsable de las temperaturas máximas y en la noches es trasferido al espacio como radiación de onda larga, disminuyendo la temperatura del aire hasta su valor mínimo, valor que normalmente se alcanza antes del amanecer. Esta

explicación física justifica el hecho del uso de modelos para estimar la irradiación solar en función de la temperatura,

A partir de esta explicación, se describen los modelos de Hargraves, Hunt, Li y Bristow-Campbell para estimar la radiación solar global en función de la radiación solar extraterrestre y la diferencia de temperaturas en la ciudad de Barranquilla.

1.6.3.2.1 Modelo de Hargreaves. Es un modelo propuesto por Hargreaves en 1985, que combina los parámetros a y b con la raíz cuadrada de la diferencia de temperaturas entre la máxima y la mínima de cada día del año. La radiación extraterrestre es un factor multiplicativo del modelo, como es presentado en la ecuación siguiente (Andrisani, Madonia y Trancossi, 2014; Torrez, Burgoa y Ricardi, 2013):

$$R_s = (a * \sqrt{\Delta T} + b) * R_e \quad (14)$$

Donde R_s es la irradiación solar diaria en $\text{KWh/m}^2/\text{día}$; R_e es la radiación solar extraterrestre en $\text{KWh/m}^2/\text{día}$; ΔT es la diferencia de temperatura $T_{\text{max}}-T_{\text{min}}$ diaria en grados centígrados ($^{\circ}\text{C}$); a y b son coeficientes paramétricos que relacionan las condiciones atmosféricas con la disminución de la radiación solar incidente en el lugar de medición y a las condiciones generales que determinan la turbidez de la atmósfera.

La expresión dada por la ecuación 14 incorpora los coeficientes empíricos a y b, que deben ser determinados de acuerdo con el lugar de medición de las temperaturas y contiene una expresión no lineal, $\sqrt{\Delta T}$, la cual impone la condición de ajustar los valores de R_s y ΔT utilizando alguno de los métodos de estimación de mínimos cuadrados no lineales como el Marquardt, Gauss newton o Steepest Descent.

De acuerdo con la ecuación 14, se puede expresar R_s como una relación con R_e , reescribiendo dicha ecuación como:

$$\frac{R_s}{R_e} = (a * \sqrt{\Delta T} + b) \quad (15)$$

Esta última expresión matemática, permite interpretar que la irradiación solar global incidente es una fracción de la radiación extraterrestre en términos de una combinación de factores con el delta de temperatura diaria que permite ajustar los datos de un diagrama de dispersión entre ΔT y la irradiación solar medida por una estación meteorológica ubicada en el sitio bajo estudio.

1.6.3.2.2 Modelo de Hunt. A diferencia del modelo de Hargreaves, el modelo de Hunt incorpora la radiación extraterrestre como multiplicador de la delta de temperatura y adiciona una constante, como es indicado en la siguiente ecuación (Torrez, Burgoa y Ricardi, 2013).

:

$$R_s = (c * \sqrt{\Delta T}) * R_e + d \quad (16)$$

Donde R_s es la irradiación solar diaria en $KWh/m^2/día$; R_e es la radiación solar extraterrestre en $KWh/m^2/día$; ΔT es la diferencia de temperatura $T_{max}-T_{min}$ diaria en grados centígrados ($^{\circ}C$). Los coeficientes paramétricos c y d relacionan las condiciones atmosféricas con la disminución de la radiación solar incidente en el lugar de medición y a las condiciones generales que determinan la turbidez de la atmósfera.

1.6.3.2.3 Modelo de Li. Este modelo incluye en su estructura matemática los valores de temperatura máxima (T_{max}) y temperatura mínima (T_{min}) para cada día del año. A diferencia de los anteriores, T_{max} y T_{min} no se incluyen como un delta o diferencia entre estas dos variables ya que son multiplicadas por dos factores g y h , respectivamente. Por tanto, la

incorporación de las variables mencionadas modifica la estructura matemática en comparación con los anteriores modelos descritos, como lo describe la ecuación 17 (Andrisani, Madonia y Trancossi, 2014; Torrez, Burgoa y Ricardi, 2013):

$$R_s = (g * T_{max} + h * T_{min} + p) * R_e \quad (17)$$

Donde R_s es la irradiación solar diaria en KWh/m²/día; R_e es la radiación solar extraterrestre en KWh/m²/día; T_{max} es la temperatura máxima diaria en grados centígrados (°C); T_{min} es la temperatura mínima diaria en grados centígrados (°C). Los coeficientes paramétricos g , h y p relacionan las condiciones atmosféricas con la disminución de la radiación solar incidente en el lugar de medición y a las condiciones generales que determinan la turbidez de la atmósfera (Andrisani, Madonia y Trancossi, 2014).

1.6.3.2.4 Modelo de Bristow-Campbell (B-C). Este modelo sugiere la estimación de la transmisividad o irradiación solar relativa (R_s/R_e) en función de la diferencia entre las temperaturas máxima y mínimas. En regiones ubicadas en el trópico y terrenos o geografía plana se asume la diferencia convencional entre las temperaturas máximas y mínimas diarias, es decir, $\Delta T = T_{max} - T_{min}$. La aplicación en regiones montañosas, requiere una ecuación auxiliar de ajuste de los parámetros c y d que no se aplica en la estimación de la irradiación en Barranquilla, al ser esta ciudad bastante plana en su relieve. El modelo en mención es presentado por la Ecuación 18 (Andrisani, Madonia y Trancossi, 2014; Torrez, Burgoa y Ricardi, 2013)

:

$$R_s = c * (1 - e^{-d * \Delta T^{2.4}}) * R_e \quad (18)$$

En la anterior ecuación, R_s es la irradiación solar diaria en $\text{KWh/m}^2/\text{día}$; R_e es la radiación solar extraterrestre en $\text{KWh/m}^2/\text{día}$; ΔT es la diferencia de temperatura $T_{\text{max}}-T_{\text{min}}$ diaria en grados centígrados ($^{\circ}\text{C}$). c y d son constantes que relacionan la transmitancia atmosférica que deben ser calculadas mediante el método de regresión no lineal para el ajuste de los datos de la curva exponencial.

Algunos de los trabajos relacionados con estas ecuaciones aplicadas en diferentes contextos se exponen a continuación:

Estudio 1. Los resultados obtenidos por Silva et al. (2012) a partir de la aplicación de nueve modelos empíricos de estimación de la irradiación solar incidente en tres regiones de Minas Gerais (Brasil), como son el Annandale, Bristow & Campbell, Chen, Donatelli & Campbell, Hargreaves, Chen, Hunt y De Jong & Stewart, permitieron concluir que el modelo de Hargreaves presentó el mejor rendimiento con menor valor del estadístico $t = 0,91$ utilizado en la comparación de los modelos evaluados para la regiones Metropolitana, Vale do Rio Doce y Zona da Mata en Minas Gerais.

Estudio 2. En el artículo realizado por (Álvarez, Mitasova y Allen, 2011) se presenta los resultados de la comparación del modelo r_{sun} respecto a las estimaciones realizadas con los modelos Hargreaves-Samani (HS) y Bristow-Campbell (BC), arrojado resultados favorables debido a que los errores RSME y el coeficiente R^2 se encuentran muy cercano entre sí. Se concluyó que el modelo r_{sun} ajustado para la región sur-central de Chile sirve para estimar la radiación solar mensual y, con procedimientos adicionales, se puede utilizar para estimar la radiación solar diaria, semanal, mensual y anual.

Estudio 3. En el artículo escrito por Rivington et al. (2005) se describe la evaluación del rendimiento de dos modelos basados en la temperatura del aire, Campbell-Donatelli (CD) y

Donatelli-Bellocchi (DB), y uno de conversión de brillo solar en irradiación solar incidente de Johnson y Woodward (JW), aplicados en Gran Bretaña. Se concluyó con base en estos aspectos, que el modelo JW produce mejores estimaciones cuando existen suficientes datos de brillo solar, y en caso contrario, los autores recomiendan usar los dos modelos CD y DB planteados por disponer de muchos más datos de la temperatura del aire.

Estudio 4. En el trabajo realizado por Andrisani, et al. (2014) fueron comparados los modelos Hargreaves-Samani (HS) y Bristow-Campbell (BC) con el modelo propuesto por Dumas (1984) para la estimación de la radiación solar en el periodo 2007-2009, en dos sitios del sur de Italia. Los resultados muestran que el modelo de Dumas, a pesar de tener un error RMSE (4.004) superior a los modelos HS (3.146) y BC (2.996), permite predecir con buen ajuste y aceptable precisión la irradiación en lugares con variación mínima de temperatura diariamente. Para el modelo HS, se obtuvieron ajustes deficientes de las ecuaciones con valores bajos del coeficiente R^2 , lo cual indica una relación no lineal en el ajuste de los datos, hecho que se refleja similarmente en las gráficas de dispersión para el modelo BC.

Estudio 5. Los modelos Hargreaves (H), Campbell-Donatelli (CD) y Bristow-Campbell (BC) fueron aplicados por Zirebwa et al. (2015) en Zimbabwe con el fin de estimar la irradiación solar de acuerdo con las condiciones propias de la región de Mlezu y Mvuma, ambas con clima semi arido, disponiendo de datos de temperaturas máximas y mínimas diarias en el periodo de Julio de 2013 a Junio de 2014. Se concluyó que el modelo de Bristow-Campbell (BC) permite estimar la irradiación solar con el menor error para los dos sitios en mención con un error de 17.85% en Mlezu y 16.31% en Mvuma y RSME igual a 3.725 MJ/m²/día (Mlezu) y 3.486 MJ/m²/día (Mvuma).

Estudio 6. En el estudio realizado por Frauberth et al. (2017) se llevó a cabo la aplicación del modelo Bristow-Campbell (1984) para estimar la radiación solar global media mensual y anual sobre la superficie horizontal terrestre en la región de Junín en 19 estaciones meteorológicas para el año 2010. El mayor valor estimado de radiación solar global se presentó en la estación de Viques, provincia de Huancayo, con 6,2 KWh/m²/día, y el menor valor se estimó para la estación Pichanaki, provincia de Chanchamayo, ubicada en región selvática con 3,8 KWh/m²/día.

Estudio 7. En el trabajo realizado por (Torrez, Burgoa y Ricardi, 2013) se aplicaron y validaron los modelos de estimación de radiación solar de Bristow Campbell (BC) y Hargreaves-Samani (HS) con datos obtenidos en la localidad de Patacamaya, la Paz Bolivia, durante el periodo Agosto 2010-Julio 2012. La transmitancia atmosférica evaluada de 0.166 (el coeficiente a del modelo HS) concuerda plenamente con los valores referidos en la extensa literatura de estos modelos, al igual que las métricas estadísticas como el coeficiente $R^2=0.723$ (modelo BC) y $R^2=0.7462$ (modelo HS) y los errores cuadrático medio, RMSE para el modelo BC de 1.697MJ/m² (7.347%) y para el modelo HS de 1.723 MJ/m²/día (7.45%).

Por tanto, los valores estimados pueden utilizarse en proyectos de diseño para el aprovechamiento de la energía solar, cuyos márgenes de seguridad quedarán establecidos para cada caso en particular teniendo en cuenta los casos más desfavorables de los promedios mensuales de irradiación, dependiendo de los niveles de confiabilidad identificados en el proceso de análisis de datos.

1.6.4 Modelos fundamentados en técnicas de inteligencia artificial. Diferentes técnicas de modelamiento de datos creadas artificialmente por el hombre que “emulan” las capacidades de

procesamiento y toma de decisiones del cerebro humano, han contribuido al desarrollo de herramientas matemáticas de alto nivel de complejidad que permiten realizar diferentes procesos como predicción, ajuste de curvas y sistemas expertos, por ejemplo.

Los algoritmos genéticos, la lógica difusa, los sistemas ANFIS y las redes neuronales como las MLP, autorregresivas no lineales, las NARX y las radiales, son ejemplos de algunas de las más utilizadas en la predicción de radiación solar (Kumar, Malik y Chandel, 2015; Vakili et al., 2015)

1.6.4.1 Modelos con redes neuronales. Una red neuronal es un conjunto de elementos que conforman un sistema de procesamiento de información con características similares a la capacidad del cerebro humano, órgano conformado por millones de células especiales denominadas Neuronas, donde se lleva a cabo procesos complejos como la toma de dediciones y respuesta a los estímulos individuales tanto internos como aquellos provenientes del entorno. Estas células funcionales del tejido nervioso presentan funciones esenciales tales como:

- Recibir señales enviadas por los “sensores corporales” distribuidos en todo el cuerpo y conducirlas como impulsos nerviosos, considerados éstos como aquellos cambios en la polaridad eléctrica que se da a nivel de su membrana celular, a otras neuronas conformando con esto redes de neuronas, cuyas respuestas se envían por sus salidas que son la entradas de otras y así sucesivamente hasta conformar intrincadas redes neuronales con procesamientos de alta complejidad para decidir sobre la respuesta a dar a los estímulos provenientes de cualquier parte del cuerpo humano.
- Este funcionamiento es emulado por el hombre mediante el desarrollo e implementación de las redes neuronales artificiales que han sido desarrolladas como generalizadores de

modelos matemáticos de cognición humana basados en suposiciones estructuradas en el funcionamiento del cerebro humano, entre las cuales se distinguen las siguientes:

- Las neuronas procesan la información que reciben de los sensores corporales y transmiten a las demás neuronas conformando las redes neuronales.
- Cada enlace de conexión o sinapsis presenta un peso asociado que multiplica la señal transmitida.
- Cada red neuronal aplica una función de activación, usualmente no lineal, a la suma del aporte neto ponderado para determinar su señal de salida.

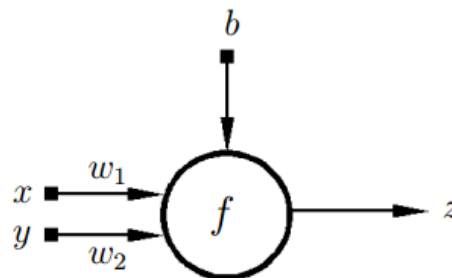
1.6.4.1.1. Descripción del modelo matemático de una red neuronal. La figura 10, representa el modelo de una red neuronal de 2 entradas, x e y, que representan los estímulos que la neurona artificial recibe del entorno que la rodea, y la salida z es la respuesta a tal estímulo (Camayo-Lapa et al., 2015). La neurona se adapta al medio circundante y aprende de él, modificando el valor de sus pesos sinápticos w1 y w2 y su término aditivo b (bias o error). Estos son los parámetros libres del modelo porque pueden ser modificados y adaptados para realizar una tarea determinada. En este modelo (Castellano, 2009), la salida de la neurona z está dada por $z = f(w1*x + w2*y + b)$.

La función de activación f es seleccionada de acuerdo a la tarea realizada por la neurona, y en términos generales se expresa de acuerdo con la siguiente ecuación $y_i = f_i(h_i) =$

$$f_i(\sum_{j=0}^n w_{ij} * x_j) .$$

Un modelo más completo y generalizado es ilustrado en la figura 11, donde las entradas de la red son X1, X2, X3....Xn y pueden ser los estímulos que capta la piel o cualquier órgano sensorial del cuerpo humano, por ejemplo.

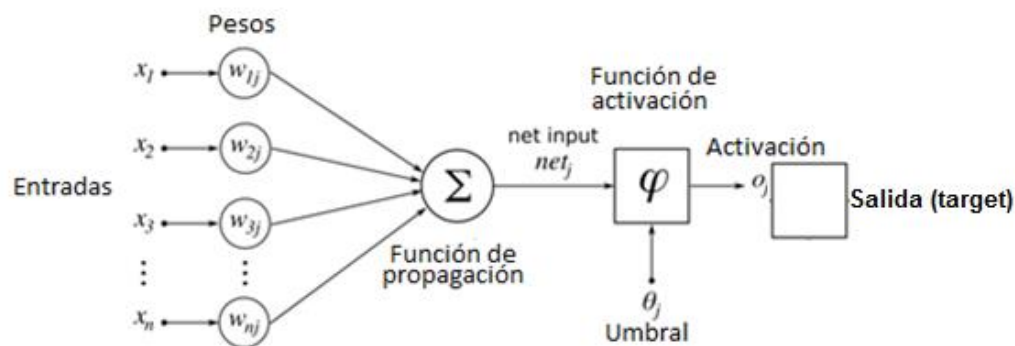
Figura 10.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Los pesos son aplicados a cada variable de entrada (Yadav, Malik y Chandel, 2014) y son coeficientes numéricos o fraccionarios que pueden adaptarse dentro de la red debido a los cambios que se realizan y de una u otra forma determinan la intensidad de la señal de entrada registrada por la neurona artificial.

Figura 11.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Intuitivamente, son el análogo a las representaciones de los objetos en los modelos cognitivos tradicionales, es decir, representan el factor preponderante de los procesos de sinapsis:

“Una sinapsis es fuerte, o tiene un gran peso de conexión si la información por ella recibida

contribuye en gran medida en el nuevo estado que se produzca en la neurona receptora, y es débil en caso contrario” (Elementos de las arquitecturas conexionistas, 2016). .

Las entradas y los pesos pueden ser combinados de diferentes maneras mediante una función de propagación antes de enviar este valor a la función de activación. Por ejemplo se puede usar como función de propagación, el mínimo, máximo, el producto, o diversos algoritmos de normalización. El algoritmo específico para la propagación de las entradas neuronales está determinado por la elección de la arquitectura de la red. El resultado de la función de propagación, que en la mayoría de los casos es una suma ponderada, es transformado en la salida real de la neurona mediante un proceso algorítmico conocido como función de activación.

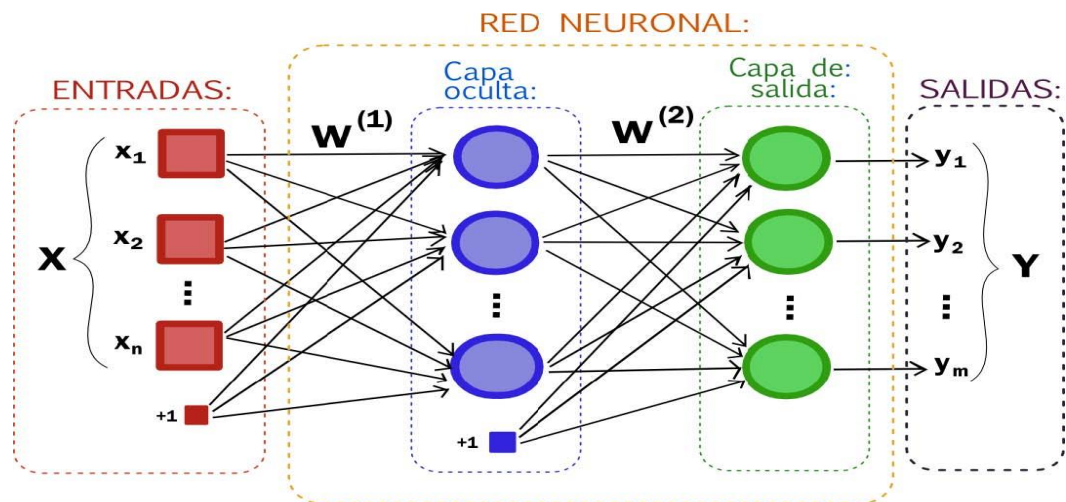
En la función de activación (Camayo-Lapa et al., 2015), el valor que proviene de la función de propagación puede ser comparada con algún valor umbral para determinar la salida de la neurona. Si la suma es mayor que el valor umbral, la neurona generará una señal. Si la suma es menor que el valor umbral, ninguna señal será generada. Igualmente, el valor de salida de la función de activación puede ser procesado de manera adicional mediante un escalamiento y limitación. Este escalamiento multiplica el valor de la función de transferencia por un factor de escala y después se le suma un desplazamiento. Normalmente este tipo de escalamiento y limitación es usado principalmente en topologías usadas para verificar modelos neuronales biológicos. Un aspecto importante en las redes neuronales son las capas, las cuales se definen de la siguiente forma (Camayo-Lapa et al., 2015):

- *Capa de entrada:* Constituida por aquellas neuronas que introducen los patrones de entrada en la red. En estas neuronas no se produce procesamiento.
- *Capas ocultas:* Formada por aquellas neuronas cuyas entradas provienen de capas anteriores y cuyas salidas pasan a neuronas de capas posteriores.

- *Capa de salida:* Neuronas cuyos valores de salida se corresponden con las salidas de toda la red.

La figura 12 ilustra lo anteriormente descrito.

Figura 12.



Nota: Adaptado de Presentación forinvest 2013. (s.f). Redes neuronales. [Figura]. Recuperado de <https://es.slideshare.net/Rankia/presentacin-forinvest-2013>

Función de salida (Competitividad). Cada elemento de procesamiento tiene permitido una única salida $Y_i(t)$ que puede estar asociada con un número elevado de otras neuronas (Castellano, 2009). Normalmente, la salida es directamente equivalente al valor resultante de la función de activación.

En estudios de predicción de redes neuronales aplicadas a la predicción y estimación de la radiación solar siguen un procedimiento definido, que consiste en entrenar la red seleccionada con el 70% de los datos de las variables disponibles sin conocer o definir algún tipo de relación alguna, asignando como entrada por los menos un vector de las demás variables que hacen parte de la relación que se efectúa.

El otro 30% de los datos se utiliza para la fase de simulación de la red, es decir, se calculan las salidas a partir de datos no conocidos para ser comparados con los valores objetivos o target, obteniendo así los valores predichos que se comparan con los no conocidos por la red, consiguiendo de esta forma los residuos del proceso de estimación. Una de las redes neuronales artificiales más usadas para este tipo de estimación de irradiación solar diaria, es la feed-forward backpropagation con las siguientes características (Castellano, 2009):

- Los perceptrones están dispuestos en capas, con la primera capa recibiendo entradas y la última capa produciendo salidas. Las capas intermedias no tienen ninguna conexión con el entorno o exterior a la red, recibiendo el nombre de capas ocultas.
- Cada perceptrón en una capa está conectado a otro perceptrón de la siguiente capa. Por lo tanto, la información es constantemente "alimentada hacia adelante" de una capa a la siguiente. Esto explica la razón por la cual estas redes reciben el nombre de feed-forward. No hay conexión entre perceptrones en la misma capa.

En este contexto, las redes neuronales, como la feed-forward con algoritmos back-propagation y multilayer perceptron (MLP), conforman una técnica ampliamente utilizable en la estimación y predicción de irradiación (Yadav y Chandel, 2014), llevándose a cabo por medio de una estructura que relaciona las variables climatológicas conocidas (entradas) con la irradiación medida (salida) aplicando procesos de aprendizaje mediante funciones de transferencias para predecir la salida o target, sin necesidad de aplicar algún modelo matemático en particular (Neelamegam y Arasu, 2016).

Esta técnica de inteligencia artificial captura la variabilidad diaria y estacional de los datos medidos (una combinación de irradiación con otras variables) en el pasado reciente para

proporcionar una predicción a corto o mediano plazo con precisión y exactitud aceptable de irradiación solar, según lo requerimientos de diseño para el dimensionamiento y selección de sistemas de generación fotovoltaico.

Con base en esos principios, se presentan a continuación algunos trabajos investigativos relacionados con este tipo de técnicas aplicadas a la predicción de la irradiación solar:

Estudio 1. El trabajo de Vakili et al. (2015) consistió en el entrenamiento y validación de diferentes redes neuronales, siendo las variables de entrada las temperaturas máximas y mínimas, la humedad relativa, la velocidad del viento y las partículas de polución del aire y la variable de salida la irradiación solar, en la ciudad de Teherán, para 226 días del periodo 2012-2013. Los resultados obtenidos se fundamentan en la selección del modelo con el menor error RSME de acuerdo con la configuración de cada red indicada en la tabla 4 y tabla 5 para la etapa de entrenamiento igual a .04, y menor RMSE igual a .007 para la etapa de validación. Los coeficientes R^2 son iguales a 0.99 (99%) y 0.97 (97%) para cada etapa respectivamente.

La configuración de red con mejor desempeño fue obtenida con 12 neuronas en la primera capa oculta con función Tansig, 24 neuronas en la segunda capa oculta y función Logsig y 1 neurona en la capa de salida con función Purelin, como es ilustrado en la tabla 4. Igual procedimiento de selección se aplica para la red de dos capas ocultas de la tabla 5, escogiendo la primera red como la de mejor rendimiento estadístico.

Estudio 2. Los resultados obtenidos en el trabajo efectuado por Neelamegam et al. (2016), permitieron la estimación de valores promedios de radiación solar global mensual en 5 diferentes zonas climatológicas de la India a partir de la aplicación de modelos de redes neuronales Feed forward con 4 algoritmos de entrenamiento (Gradient descent (GD), Levenberg–Marquardt back propagation (LM), resilient back propagation (RP), Scaled conjugate gradient (SCG)).

Tabla 4.

Redes neuronales con 1 capa oculta según Masoud Vakili

Función de transferencia Capa oculta- capa de salida	Cantidad de neuronas capa oculta	Cantidad de neuronas capa de salida	Entrenamiento		Validación		Prueba	
			RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²
Tansing-Purelin	22	1	.07	0.99	0.13	0.92	0.13	0.92
Tansing-Purelin	24	1	.06	0.99	0.15	0.87	0.15	0.87
Tansing-Purelin	32	1	.074	0.99	0.14	0.92	0.14	0.92
Tansing-Purelin	46	1	0.11	0.97	0.15	0.94	0.15	0.94
Logsig-Purelin	14	1	.097	0.98	0.11	0.97	0.11	0.97
Logsig-Purelin	29	1	.042	0.99	0.15	0.93	0.15	0.93
Logsig-Purelin	9	1	.07	0.99	.08	0.98	.08	0.98

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 5.

Redes neuronales con 2 capas ocultas según Masoud Vakili

Función de transferencia Capa oculta- capa de salida	Cantidad de neuronas capa oculta 1	Cantidad de neuronas capa oculta 2	Cantidad de neuronas capa de salida	Entrenamiento		Validación		Prueba	
				RMS E	R ²	RMS E	R ²	RMS E	R ²
Tansing-Logsin-Purelin	12	24	1	.04	0.99	.065	0.98	.077	0.97
Tansing-Logsin-Purelin	8	32	1	.017	0.99	0.13	0.98	0.10	0.94
Tansing-Logsin-Purelin	8	24	1	0.054	0.99	0.09	0.98	0.14	0.93
Logsig-Tansing-Purelin	9	18	1	0.092	0.98	0.096	0.98	0.12	0.97

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Con base en la selección de la cantidad de neuronas por capa oculta aplicando prueba y error y definiendo tres capas por red diseñada, el menor valor de R que se ajustó a los datos de entrenamiento correspondió a 0.9363 para el modelo ANN-1 con 24 neuronas y $R=0.9383$ para 20 neuronas en la etapa de prueba. El mejor modelo desarrollado fue el ANN-II con el algoritmo LM, presentando indicadores $MAE=0.7800$, $RMSE=1.0416$, $R=0.9545$ en la etapa de entrenamiento y $MAE=3.0281$, $RMSE=3.0281$ y $R=0.9722$.

Estudio 3. En el trabajo realizado por Sousa et al. (2016), la estimación de la irradiación solar para el municipio del Carmen de Bolívar, Departamento de Bolívar de la Costa Atlántica Colombiana, fue obtenida a partir de la configuración de seis redes neuronales tipo feed-foward backpropagation, utilizando como variables de entradas diferentes combinaciones de temperatura y humedad relativa promedio mensual y meses del año, definiendo como variable objetivo la irradiación solar de los últimos 10 años.

Un análisis previo a la aplicación de esta técnica, arrojó como resultados valores muy bajos de coeficientes de correlación, R, del orden de 0,04 entre la irradiación y temperaturas medidas, indicando con ello no linealidad entre las variables comparadas, razón que justifica la utilización de redes neuronales sin necesidad de recurrir a modelo empírico alguno.

La estructura básica de las redes elaboradas, se ilustran e la tabla 6, información que permite establecer en la capa 1 la función de transferencia logsig y tansig para la capa de salida, hecho que implica la utilización de ecuaciones inversas con la función exponencial con exponentes negativos, revelando con ello una fuerte relación no lineal (Camayo-Lapa et al., 2015).

Los mejores resultados se obtuvieron para la red 6, con valores de error cuadrático mínimo, MSE (minimum square error), de 0.000203 y coeficiente de correlación $R= 0.8$ (80%), siendo

las variables de entrada los meses del año, las temperaturas ($^{\circ}\text{C}$) y humedades relativas (%) y la variable de salida la irradiación solar ($\text{KWh/m}^2/\text{día}$).

Tabla 6.

Parametrización de la red neuronal según V. Sousa-Santos

TIPO DE RED	Feed-foward backprop
Función de entrenamiento	TRAINLM
Función de aprendizaje adaptativo	LEARNGDM
Rendimiento de la función	MSE
Cantidad de capas	2
Cantidad de neuronas de la capa 1	1000
Función de transferencia en capa 1	LOGSIG
Cantidad de neuronas de la capa 2	1
Función de transferencia en capa 2	TANGIG

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Similarmente a los trabajos descritos, muchos autores han desarrollado numerosos trabajos investigativos sobre las redes neuronales aplicadas a la predicción de la irradiación solar, destacándose entre ellos los siguientes:

Estudio 3. En el trabajo desarrollado por AbdulAzeez (2011), fueron aplicados diferentes configuraciones de redes neuronales del tipo feed forward back propagation para la predicción de la irradiación global horizontal promedio mensual en la región de Gusau, Nigeria. Los resultados de las métricas estadísticas como el coeficiente de determinación $R^2=99.96\%$, el error $\text{MPE}=0.8512$ y el error $\text{RMSE}=0.0028$ permitieron seleccionar el mejor modelo para la predicción.

Estudio 4. Güçlü et al. (2014), aplicaron diferentes métodos de predicción de la radiación solar llevando a cabo las comparaciones respectivas entre los modelos de Angström–Prescott (A-

P), fuzzy logic ANFIS (Red neuronal con inferencia de lógica difusa) y modelos de predicción dependientes en tres ciudades de Turquía. Los resultados demostraron que los modelos dependientes tienen mejor desempeño estadístico que los otros dos mencionados, ya que el valor de R^2 para dicho modelo es igual a 0.7933 y para Angström–Prescott es de 0.7707 con errores de raíz cuadrada de 3.12% para el A-P, 2.51% para los modelos dependientes y 3.04% para el ANFIS.

Estudio 5. En el trabajo adelantado por Jiménez et al. (2016), fue aplicado un método combinado de modelos empíricos como el Annadale, Hargreaves & Samani, Bristow & Campbell, Donatelli & Capbell, Goodin, Winslow, Mahmood & Hubbard y regresión lineal y redes neuronales artificiales perceptron multicapa (MLP) tipo Feed Forward Backpropagation para la estimación de la radiación solar diaria en Tucumán, Argentina. Los resultados obtenidos permitieron concluir que los modelos de mejor precisión correspondieron a las redes neuronales con valores de $RSME=2.72$ MJ/m², $R^2=0.94$, $MBE=-0.8$ y $RSME\%=8.72\%$, con un error promedio de 2.83 [MJ/m²] en el proceso de validación, disminuyendo en 30.9% el error respecto a los modelos empíricos.

Estudio 6. En el trabajo realizado por Kumar, et al. (2015), se aplicaron las redes de funciones de base radial (RBFNN), las redes de regresión generalizada (GRNN) y el procedimiento de ajuste de datos aplicando el toolbox nftool de Matlab (ANN), a partir de la selección de las variables de entrada más relevantes. Como resultado final, se estableció que los modelos ANN-4 y ANN-5 entrenados con el nftool presentan los valores de MAPE menores que el 10%, razón por la cual son considerados como los modelos de mayor exactitud en la predicción, ajustando las variables T, T_{min}, T_{max}, H y SH.

1.6.5. Modelos de transmitancias por dispersión atmosférica. La ecuación de estos modelos incluye factores relacionados con las propiedades y características de la atmosfera de cada lugar geográfico que se evalúa. Con esto, el alcance de los resultados incorpora mayor cantidad de información meteorológica y la masa de aire que atraviesa la radiación solar de acuerdo con la posición del sol en los diferentes días del año.

1.6.5.1. Modelos de estimación de irradiancia con parámetros básicos atmosféricos. Estos modelos responden a ecuaciones que generan valores de irradiación con pocas variables de entrada y disponibles en estaciones in-situ y satelitales, como por ejemplo la presión atmosférica, temperatura del aire, humedad relativa y dispersión de moléculas de aerosol en la atmosfera. Los modelos de Kasten (Kasten y Czeplak, 1980) e Ineichen y Perez (Ineichen y Perez, 2002), son algunos considerados en esta clasificación.

1.6.5.2. Modelos complejos de transmitancias por dispersión atmosférica. Este tipo de modelo permite calcular los valores de irradiancia a partir de un conjunto de datos de factores atmosféricos y posicionamiento geográfico del sol (que constituyen, ambos, las entradas de las respectivas ecuaciones) fundamentado en la reducción de la radiación extraterrestre recibida en la superficie de la tierra, como consecuencia de tener en cuenta las condiciones de dispersión debido a la presencia de contenido de vapor de agua, nubosidad, espesor óptico de aerosoles y ozono y demás elementos propios de las capas atmosféricas, obtenidos de reportes del IDEAM en Colombia, la NASA en Estados Unidos de América y SODA en Europa.

Estos modelos, también denominados paramétricos, emplean diferentes algoritmos para el cálculo de las transmitancias combinadas en la ecuación de transporte de la radiación que

atraviesa las capas de la atmosfera, representando con una buena aproximación los efectos de estos componentes sobre la radiación solar. Como característica importante, son definidos por ecuaciones matemáticas que no incluyen fenómenos aleatorios, de tal forma que los resultados obtenidos no presentan variación alguna al utilizar como entrada los mismos parámetros en diferentes experimentaciones que se realicen. Según Gueymard (2012) este tipo de modelo comprende:

- Estructuras matemáticas conformadas por un conjunto de ecuaciones.
- Ecuaciones de cálculo de irradiancia Global, Directa normal y difusa, sin incluir algún componente estadístico o estocástico en el proceso matemático.
- Calculo de la irradiancia en diferentes longitudes de onda

Modelos desarrollados por Atwater y Ball, Davies y Hay, Watt, Hoyt, Lacis y Hansen y Bird (Bird y Hulstrom, 1981), por ejemplo, permiten determinar la radiación total (ITH) a partir de la suma de la radiación directa (IDH) y la radiación difusa (IdH) en superficies horizontales para toda la banda o espectro visible de la radiación solar incidente en la tierra, siendo considerados de gran complejidad por la mayor cantidad de parámetros meteorológicos de entrada requeridos. En el presente trabajo fueron aplicados los métodos de Bird y Bird & Hustrom debido a la disponibilidad de información en la página WEB de la NASA relacionada con datos de la atmosfera en todo el planeta tierra.

1.6.5.2.1. Modelo de Bird. El modelo de Bird fue desarrollado a partir de los modelos SOLTRAN 3 y SOLTRAN 4 y el modelo global de Brite Monte Carlo, relacionados con el cálculo de irradiancia directa normal para día claro (Bird y Hulstrom, 1991). Combinando los resultados proporcionados por los códigos SOLTRAN con distintas ecuaciones del

transporte se obtuvieron las expresiones de irradiancia en función de las transmitancias y absorptancias atmosféricas del modelo (Bird y Hulstrom, 1981). La irradiancia total, I_T , es calculada teniendo en cuenta la irradiancia solar directa, I_d , en una superficie horizontal [W/m^2] y la irradiancia solar incidente en una superficie debido a la dispersión atmosférica [W/m^2], I_{as} , como es presentado en la Ecuación 19:

$$I_T = \frac{(I_d + I_{as})}{(1 - r_g * r_s)} \quad (19)$$

Para el cálculo de I_T de la anterior ecuación, se aplica el procedimiento matemático descrito y detallado en el apéndice A, definiendo como entrada del modelo los parámetros atmosféricos diarios del periodo de años evaluados incluyendo los parámetros solares establecidos en las respectivas ecuaciones.

1.6.5.2.2. Modelo de Bird Modelo de Bird y Hustrom. Es un modelo que permite determinar la irradiancia total (I_{TH}) incidente en una superficie horizontal a partir de la irradiancia directa (I_{DH}) y difusa (I_{dH}), aplicando para ello una metodología de evaluación de los coeficientes de transmisión y absorción que atenúan la radiación solar a su paso por la atmósfera para toda la banda de frecuencia (Almorox, Benito y Hontoria, 2005), de acuerdo con la ecuación 20 (Chamorro y Viana, 2015).

:

$$I_{TH} = I_{DH} + I_{dH} \quad (20)$$

La irradiancia directa total en una superficie horizontal I_{DH} es determinada por la ecuación anterior, asumiendo características de cielo claro y libre de nubes.

El modelo incluye tres irradiancias que sumadas conforman la irradiancia difusa total sobre una superficie horizontal (I_{dH}), cada una de ellas producida por la presencia de moléculas de aire (I_{dr}), aerosol (I_{da}) y múltiples reflexiones entre la tierra y la atmosfera (I_{dm}).

Para el cálculo de I_{TH} de la anterior ecuación, se aplica el procedimiento matemático descrito y detallado en el apéndice B, definiendo como entrada del modelo los parámetros atmosféricos diarios para el periodo de años evaluados incluyendo los parámetros solares establecidos en las ecuaciones respectivas

La aplicación de modelos de transmitancia atmosféricas como el Bird, Bird y Hulstrom, Iqbal C, MAC, entre otros, requiere conocer los datos horarios de la absorción, reflexión y dispersión de los diferentes componentes atmosféricos en detalle, los cuales no son medidos por la NASA horariamente sino diariamente, razones que permiten asumir que para cada hora no se producirán cambios significativos en los valores de los parámetros mencionados.

Bajo este escenario, diversos proyectos de investigación han sido ejecutados en diferentes países aplicando estos modelos, algunos de los cuales se exponen a continuación como aporte al estudio de irradiación en la ciudad de Barranquilla del presente trabajo desarrollado.

Estudio 1. El proyecto ejecutado por Christian A. Gueymard (2012), permitió la evaluación de los modelos de transmitancia atmosférica ASHRAE; HLJ; Kumar; Fu-Rich; Heliosat-1; ESRA; Heliosat-2; Ineichen; Yang; NRCC; Hoyt; MAC; METSTAT; CSR; MRM-5; Bird; Iqbal-C y REST2 para la predicción de las radiaciones globales, difusas y directas en las estaciones meteorológicas de ARM-SPG (Oklahoma), Bondville (Illinois), Golden (Colorado), Mauna Loa (Hawaii) y Solar Village (Arabia Saudita), caracterizadas por estar localizadas en cinco climas diferentes.

La parametrización de los modelos utilizados incluyeron diferentes variables como el Angulo Zenith, constante solar, elevación del sitio (altitud), albedo de la superficie, temperatura, humedad relativa, presión barométrica, espesor de la capa de ozono, espesor de la capa de dióxido de nitrógeno, columna de agua precipitable, visibilidad horizontal, constante de transparencia atmosférica, coeficiente de turbiedad de linke, profundidad de la capa óptica de aerosol a 700 nm, exponente de la longitud de onda de Angstrom, albedo de Angstromg y dispersión simple de aerosol, obtenidas de AERONET, portal WEB de la NASA.

La irradiación global evaluada arrojó menor error respecto a las otras dos irradiaciones para cada estación (menor RSMD de 0.7 para el modelo REST2 y MRM-5 en la estación Mauna Loa) y la irradiación difusa registró el mayor índice RSMD (122.1 en la estación Golden para el modelo Fu-rich) respecto a los otros calculados.

En este conjunto de resultados se excluyeron las condiciones de cielo nublado o de baja intensidad de irradiación medida, de tal forma que los indicadores estadísticos podrían arrojar mayores errores al ser evaluado los modelos en condiciones reales incluyendo todos los datos conocidos de dichas variables descritas anteriormente.

Estudio 2. Ruiz y Arias (2016) aplicaron los modelos de Bird, MMAC, ESRA, SOLEMI, SunFlux, Dai-Fang, Ineichen, Zhang, REST2 v5, and REST2 v8.4 para la estimación e inter-comparación de valores de irradiancia horaria horizontal global (GHI) y la irradiancia normal directa (DNI) a partir de parámetros de entrada como albedo en la superficie, ozono total, columna precipitable de agua, AOD a 500nm, AOD a 700 nm, coeficiente de turbiedad de Ångström, exponente de Ångströmg y TL2 para el año 2012, en diferentes portales WEB de entidades oficiales como la NASA, AERONET y SODA, al igual que los re-análisis atmosféricos de la mayorías de países del planeta, entre otras.

Las divergencias más significativas entre las predicciones de GHI y DNI se encontraron en África central y septentrional, Medio Oriente y en toda Asia. El coeficiente de variación estacional para la estimación de la DNI en una zona de Asia fue del 12% (2 veces mayor que el coeficiente para la GHI), menor que el 4% para la GHI y la DNI en América, Europa, sur de África y Australia y superiores al 6% para la DNI en Europa, en época de verano.

Estudio 3. J. Guti et al. (2015), aplicaron el modelo de Bird y Hustrom en la elaboración del mapa solar de la zona costera del golfo de México en los estados de Tamaulipas, Veracruz, Tabasco y Campeche, ciudades que disponen de estaciones meteorológicas para la medición de variables como la humedad relativa, precipitación, temperatura, presión, altitud, cantidad de días lluviosos y días claros a cielo despejado, entre otras, registradas en 20 años de registro continuo.

Para cada valor calculado se identificaron y estimaron valores a diferentes atmosferas de acuerdo con los coeficientes de turbiedad de Angstrom (β), identificando para tal fin atmosferas claras con $\beta=0.10$, atmosferas ligeramente nubladas con $\beta=0.20$ y atmosferas muy nubladas con $\beta=0.30$.

Los valores de mayor irradiación de acuerdo con la ubicación de las estaciones meteorológicas fueron Ciudad Victoria con 6.729 KWh/m²/día para $\beta=0.10$; 6.183 KWh/m²/día para $\beta=0.20$ y 5.895 KWh/m²/día para $\beta=0.30$. Los de menor valor correspondieron a las estaciones Jalapa con 4.068 KWh/m²/día para $\beta=0.10$; Orizaba con 3.676 KWh/m²/día para $\beta=0.20$ y Orizaba con 3.506 KWh/m²/día para $\beta=0.30$.

Estudio 4. El trabajo efectuado por Chamorro y Viana (2015), permitió el cálculo de la irradiación solar incidente en una zona climática de la península de la Guajira (ubicada en la costa norte de Colombia con clima cálido árido) para la evaluación del potencial energético

solar, necesario en el diseño y construcción de sistemas de generación de energía eléctrica con paneles solares fotovoltaicos.

Los resultados obtenidos correspondieron a los valores promedios estimados para los meses de enero-diciembre, desde 1983 hasta 2013, considerando todas las atmósferas analizadas, los cuales están comprendidos en los rangos de 5.6-6.3 KWh/m² para la estación Nazareth, 7.2-8.2 KWh/m² en la estación Rancho Grande, 7.1-8.1 KWh/m² para Puerto Bolívar y 6.0-6.8 KWh/m² en Manaure, siendo mayores que los intervalos dados en el atlas de radiación solar de Colombia para esta zona del país (Chamorro y Viana, 2015).

Similarmente, los cálculos efectuados arrojaron resultados dependientes del tipo de atmósfera ($\beta=0$; $\beta=1$; $\beta=2$; $\beta=3$ y $\beta=4$), con valores para la radiación global promedio multianual en un intervalo de 6,0 a 6,8 KWh/m²/día, con componentes de radiación directa de 3.4-6.5 KWh/m²/día y de radiación difusa de 0.4-2.8 KWh/m² día. Dentro de estos aspectos, cabe destacar que la estación Puerto Bolívar, presentó el mayor valor de irradiación global para una atmósfera turbia ($\beta=3$) igual a 7.47 KWh/m²/día, recurso que reúne buenas características en el desarrollo de sistemas de generación con paneles solares fotovoltaicos. Un resumen se plasma en la tabla 7.

Tabla 7.

Resultados de irradiación solar estimada para una atmosfera turbia

Estaciones	Irradiación [Wh/m ² /día] para una atmosfera turbia ($\beta=0.3$)		
	Global (I_{TH})	Directa (I_{DH})	Difusa (I_{dH})
Manaure	6338.3	3990.9	2347.4
Puerto Bolívar	7469.6	4699.6	2770.0
Nazareth	5954.2	3760.2	2331.9
Rancho Grande	7148.8	4507.9	2194.1

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

1.6.6. Modelos de predicción de irradiación a partir de imágenes satelitales. Aplican diferentes metodología para la “identificación de la relación lineal entre la transmitancia atmosférica y la razón entre la radiación solar extraterrestre y la irradiancia medida por los sensores del satélite” (Suárez y Vargas, 2015, p.28) comparándolo con los datos de un modelo similar que utiliza las observaciones de tierra en el sitio de medida. Algunos de los métodos más conocidos para obtener las relaciones mencionadas son las de Hay & Hanson, Tarpley, Justus et al y Cano (Suárez y Vargas, 2015).

Dependiendo de la calidad de la imagen analizada, la escala de resolución y el ángulo del sensor, entre otros factores no menos importantes, la estimación tendrá mayor o menor precisión. Algunos de los trabajos investigativos de relevancia se resumen a continuación:

Estudio 1. En el proyecto efectuado por Pagola et al. (2014), se implementó una combinación de métodos y modelos existentes (nueva metodología) para la obtención de la radiación solar a partir de las imágenes de los satélites Heliosat-1 y Heliosat-2, usando para ello datos de los años 2009 al 2011. Los resultados permitieron estimar valores de irradiancia global horizontal (GHI) para el satélite Meteosat de segunda generación, comparándolos con los valores obtenidos en estación base perteneciente a la red meteorológica Cener (BSRN) de Sarriguren, España.

Los errores calculados al aplicar la nueva metodología presentaron un MBE del 2% y un RMSE de 113 W/m², menores que los valores recomendados para los datos horarios GHI con MBE<5% y RMSE<160 W/m², según las indicaciones de los programas del medioambiente de las Naciones Unidas (UNEP). Igualmente, los errores de los datos del satélite Heliosat-1 respecto a la estación base arrojaron valores RSME% del 36% y un MBE% del 2%, corroborando de esta forma la disminución de la desviación de los valores estimados con las imágenes satelitales versus los valores medidos en tierra.

Estudio 2. En el trabajo adelantado por Polo et al. (2014), fueron estimadas irradiaciones globales horizontales y directas en seis lugares geográfico de la India en el periodo 2000 a 2007, aplicando para ello el método IrSOLaV / CIEMAT utilizando las imágenes del satélite Meteosat con una resolución espacial menor a 5 5 km. Los resultados obtenidos permitieron conocer la irradiación horizontal global diaria con un error del 5% respecto a las mediciones de tierra del Centro Mundial de Datos de Radiación (NREL) y un error cuadrático medio del 12%, con excepción de la región de Trivandrum donde hay evidencias de mayor incertidumbre respecto a las mediciones terrestres.

Con base en la información descrita anteriormente y las características propias de las variables climatológicas disponibles en bases de datos del IDEAM de la ciudad de Barranquilla, los modelos aplicados en el presente trabajo para seleccionar el de mejor estimación de la irradiación solar con ajuste al clima de Barranquilla fueron los siguientes:

Para la determinación de las correlaciones entre la radiación solar y las variables meteorológicas comúnmente medidas se seleccionó el modelo de Armstrong-Prescott (A-P) debido a la simplicidad del análisis estadístico de mínimos cuadrados asociado a la ecuación de línea recta y la disponibilidad en muchas estaciones de datos de brillo solar medido. Con la aplicación de este modelo se establecerá un primer análisis exploratorio de la relación existente entre irradiación y brillo solar.

Debido a la mayor disponibilidad de datos de temperaturas en la base de datos del IDEAM, se aplicaron modelos estadísticos como Bristow-Campbell, Hargreaves, HUNT y LI caracterizados por la estimación de irradiación solar a partir de relaciones no lineales con otras variables como la temperatura y radiación extraterrestre, determinando así los respectivos coeficientes utilizando algoritmos de estimación iterativos como Marquardt, Gauss-Newton o Steepest Descent.

Se aplicaron modelos de Redes Neuronales Artificiales (RNA) con el fin de evitar la limitación de restricciones como las relaciones no lineales evaluando parámetros como horas de sol, temperatura máxima y mínima del aire, humedad relativa media y cantidad de radiación en cielo soleado.

Se aplicaron los modelos de “Bird” y “Bird y Hurstrom” para completar la estimación de irradiación solar de la ciudad de Barranquilla, fundamentados en los cálculos de transmitancia y absorptancia atmosférica de valores medidos por la NASA, permitiendo la comparación de resultados con los anteriormente descritos, es decir, los de regresión lineal, no lineal y redes neuronales. Si la radiación solar no está disponible, es posible obtener estimaciones de radiación con errores mínimos aceptables utilizando estos modelos.

2. Parametrización de modelos y resultados obtenidos

2.1. Variables climatológicas asociadas con la irradiación solar.

La radiación solar, el viento, la humedad, la precipitación, la temperatura, la presión atmosférica, entre otras variables meteorológicas, existen en cualquier ubicación geográfica del planeta tierra, presentando relaciones entre ellas que dependen de las condiciones propias del lugar teniendo en cuenta factores como latitud, longitud, geografía del terreno, hemisferio terrestre, entre otros.

Mediante la medición, estudio y análisis de dichas variables es posible establecer el comportamiento atmosférico de la zona o sitio para la instalación de paneles solares fotovoltaicos, concentradores térmicos, parques eólicos, sistemas híbridos, biodigestores y demás elementos asociados con la explotación de las energías renovables, razón por la cual es necesario la utilización de estaciones meteorológicas para establecer los valores base de estas variables que permitan dimensionar este tipo de sistemas.

Una estación meteorológica es una instalación terrestre conformada por diversos tipos de instrumentos de medición de variables sobre la superficie relacionadas con el clima del lugar de observación, dotados de sistemas de registro, monitoreo, data logger, transmisión de datos entre estaciones, almacenamiento y visualización de datos medidos en tiempo real, entre otras aplicaciones especializadas. Esta diversidad de funciones permite disponer en la actualidad de un conjunto de estaciones que pueden clasificarse según la Organización Meteorológica Mundial (OMM) (Atlas de radiación solar, 2015; Rodríguez, 2004) de la siguiente forma:

Estación climatológica principal: realiza mediciones de visibilidad, precipitaciones, temperatura del aire, humedad, viento, radiación solar, evaporación y otros fenómenos

especiales. Normalmente se realizan cuatro mediciones diarias repetitivamente, de las cuales se obtienen los promedios diarios para efectos de cálculos y estimaciones de las variables medidas (Casas, 1999; Torres et al., 2010).

- Estación climatológica ordinaria: está conformada obligatoriamente por un psicrómetro (mide la humedad relativa o contenido de vapor de agua en el aire), un pluviómetro (mide la cantidad de agua lluvia que cae en un lugar específico) y un pluviógrafo (mide y registra gráficamente la cantidad de agua lluvia caída en un periodo de tiempo determinado).
- Estación sinóptica principal: realiza observaciones o mediciones horarias de los elementos meteorológicos más importantes en horas establecidas internacionalmente con el fin de disponer en el menor tiempo posible de la información en redes de estaciones mundiales que sirven de fuente primaria para la aviación. Los datos corresponden a nubosidad, dirección y velocidad de los vientos, presión atmosférica, temperatura del aire, tipo y altura de las nubes, visibilidad, fenómenos especiales, características de humedad, precipitaciones, temperaturas extremas, recorrido del viento y secuencia de los fenómenos atmosféricos (Casas, 1999).
- Estación sinóptica suplementaria: las observaciones llevan cabo en horas internacionalmente estandarizadas y los datos normalmente medidos son velocidad del viento, visibilidad, tiempo atmosférico, nubosidad, estado del suelo, precipitaciones, temperatura y humedad del aire.
- Estación agrometeorológica: en este tipo de estaciones se realizan mediciones y observaciones meteorológicas y biológicas, que permiten determinar relaciones entre el tiempo y el clima que influyen en la vida de las plantas y los animales. Incorporan sensores para medir temperatura del aire y la humedad relativa, presión barométrica, dirección y

velocidad del viento, radiación solar, precipitación, humedad del suelo, temperatura del suelo y evaporación.

- Estación limnimétrica: Es una estación meteorológica dotada de un pluviómetro o recipiente que permite medir la cantidad de lluvia caída entre dos observaciones consecutivas.
- Estación limnigráfica: permite la determinación de caudales por medio de registro gráfico continuo de los niveles de agua

Las variables que son medidas en las estaciones meteorológicas anteriormente descritas se presentan simultáneamente con la radiación solar a medir, definiendo su importancia en la operación o funcionamiento de los sistemas solares fotovoltaicos especialmente por efectos de temperatura, tiempo de duración de la radiación solar diaria, velocidad y dirección del viento, nubosidad e índice de claridad (Casas, 1999). Por tanto, se definen a continuación las de mayor importancia:

2.1.1. Brillo solar o heliofonía [74]. Es el tiempo total en horas de incidencia de la radiación global en un sitio específico del planeta tierra en función de sus características geográficas y de ubicación, teniendo en cuenta la salida y puesta del sol de acuerdo con el hemisferio donde se encuentra el lugar de observación. La OMM define la duración de la luz solar como el tiempo durante el cual la radiación solar directa excede de los 120 W/m^2 (Linacre, 2005).

2.1.2. Temperatura. La temperatura es una medida de la energía cinética media de los átomos o moléculas en una sustancia. Está relacionada con el fenómeno de la radiación solar que atraviesa las capas de la atmosfera con cierto ángulo cenit que define la masa de aire de acuerdo

con la ubicación del sol, elevando el grado de calor específico del aire y produciendo variaciones significativas que se resumen a continuación (Casas, 1999):

- Variación diurna: delta de temperatura entre el día y la noche producido por la rotación de la Tierra.
- Variación estacional: inclinación del eje terrestre y movimiento de traslación de la tierra alrededor del sol.
- Variación con la latitud: a mayor inclinación de los rayos solares en altas latitudes, menor es la energía solar sobre estas regiones, siendo mínima en los polos.
- Variaciones con el tipo de superficie: La geografía o relieve pantanoso, húmedos y con vegetación espesa amortiguan los cambios de temperatura, a diferencia de las regiones desérticas o áridas que permiten deltas de temperaturas bastantes significativos.
- Variaciones con la altura: después de la primera capa de la atmósfera, llamada troposfera, la temperatura empieza a disminuir con la altura, fenómeno conocido como gradiente vertical de temperatura con promedio de 6,5 °C por cada 1000 metros ganado en elevación.

Estas variaciones producen temperaturas que son importantes para determinar otras propiedades o parámetros de la atmosfera como la columna de vapor de agua, siendo las de mayor relevancia:

- Temperatura máxima. Es la mayor temperatura del aire registrada en un día (máxima diaria), en un mes (máxima mensual) o en un año (máxima anual) en un lugar o sitio geográfico específico.

- Temperatura mínima. Corresponde a la menor o mínima temperatura absoluta alcanzada en un día, mes o año en un lugar determinado.
- Temperatura media. Son los promedios estadísticos entre las temperaturas máximas y mínimas.
- Temperatura de bulbo seco (T). Es la verdadera temperatura del aire húmedo medida con un termómetro comúnmente utilizado en estaciones meteorológicas.
- Temperatura termodinámica de bulbo húmedo (T^*): es la temperatura de equilibrio que se alcanza cuando la mezcla de aire seco y vapor de agua pasa por un proceso de enfriamiento adiabático hasta llegar a la saturación.

2.1.3. Humedad relativa. Es la cantidad de humedad existente en el aire comparado con aquella que puede mantener a una temperatura dada. Es una cifra porcentual que especifica el porcentaje de la cantidad máxima posible de vapor de agua actualmente en el aire. El porcentaje de humedad es determinado por la temperatura, la proximidad a espejos de agua como mares, ríos y lagos, el relieve y cantidad de población vegetal en los alrededores del sitio de observación. Este tipo de variables son medidas en las estaciones meteorológicas con instrumentos denominados higrómetros.

2.1.4. Nubosidad. Es el conjunto de nubes existentes en un instante o intervalo de tiempo en el cielo. Están relacionadas con la cantidad de irradiación recibida en cualquier superficie terrestre, en especial por la radiación difusa debido a que las nubes se convierten en elementos u obstáculos que dispersan este tipo de radiación. La unidad de medida es la Octa, y los valores se presentan en función de la cantidad aproximada de cubrimiento de nubes del cielo (Atlas de radiación solar, 2015).

2.1.5. Presión atmosférica. Esta variable mide el peso de la columna de aire sobre un punto concreto de la superficie terrestre.

2.1.6. Velocidad del viento. El viento es el desplazamiento horizontal de aire en relación con la superficie terrestre generado por la diferencia entre áreas de alta y baja presión, por presentar éstas diferencias de temperatura. Como consecuencia de este fenómeno, el aire frío tiende a desplazarse hacia abajo y el aire caliente se desplaza hacia arriba.

2.1.7. Evaporación. Es el proceso de transformación del agua en vapor a temperatura ambiente, cuya velocidad aumenta con temperaturas más elevadas, siendo mayor en las horas del mediodía y en verano. Es importante en el ciclo del planeta tierra para la generación de las lluvias, acorde con las estaciones anuales en cada ubicación geográfica en particular. La Evapotranspiración (balance hídrico) es la pérdida de humedad de la superficie terrestre.

2.1.8. Precipitación. Es la cantidad de agua proveniente de las nubes tanto en forma líquida como sólida (granizo), producida por la elevación, enfriamiento y condensación del vapor de agua contenido en el aire. El instrumento de medición utilizado es el pluviómetro y las unidades de esta variable corresponden a milímetros o litros por metro cuadrado. En los mapas se representa con isoyetas. Se clasifican según la causa de elevación del aire en orográficas, convectiva y de Frente.

2.2. Caracterización de las variables meteorológicas en Barranquilla

Los instrumentos y equipos instalados en las estaciones meteorológicas del IDEAM utilizados para la medición de las variables climatológicas corresponden a “actinógrafos registradores de radiación solar (Campbell-Stokes), pluviógrafos, higrotermógrafos, geotermógrafos,

termómetros de máxima y mínima, anemógrafos y tanque de evaporación, entre otros” (Atlas de radiación solar, 2015; Torres et al., 2010).

Las estaciones meteorológicas del IDEAM ubicadas en la ciudad de Barranquilla se presentan en la tabla 8, a partir de lo cual se establece que existen 3 estaciones con características de medición climatológicas una de las cuales es automática, es decir, permite la adquisición, almacenamiento y transferencia de datos medidos mediante la programación automatizada en intervalos de tiempo predefinido, en el sitio de la medición, a través de acceso remoto, transmisión inalámbrica o en tiempo real.

Con la estación climatológica principal, en general “se realizan 3 observaciones o mediciones diarias para cada variable de tiempo atmosférico actual, visibilidad, cantidad, tipo y altura de las nubes, estado del suelo, precipitación, temperatura del aire, humedad, viento, radiación, solar, brillo solar, evaporación y fenómenos especiales” (Participación Ciudadana, 2016; Catalogo en Línea, 2016).

A partir de esta información se establece que una estación está situada en la base naval y las otras dos se encuentran ubicadas en el barrio las Flores. Las coordenadas de esta estación corresponden a Latitud= $11,04^{\circ}$ y Longitud= $-74,82^{\circ}$. Sin embargo, de acuerdo con los últimos trabajos de mantenimiento y reubicación de dichas estaciones (Torres et al., 2010), a partir de mediados del año 2016, las estaciones de las Flores fueron reubicadas en la base naval, razón por la cual en la actualidad solo se encuentran disponibles 2 estaciones, siendo una de ellas automática. La figura 13 ilustra el sitio geográfico de esta estación.

Otra estación de importancia para análisis meteorológico seleccionada como referencia, es la que se encuentra ubicada en el aeropuerto Ernesto Cortissoz del municipio de Soledad, Atlántico, con coordenadas correspondientes a $10,55^{\circ}\text{N}$ y $-74,46^{\circ}\text{W}$, con una altitud de 14 metros

sobre el nivel del mar (msnm). La tabla 9 y la figura 14 ilustran la ubicación del punto de observación de la estación en mención.

Tabla 8.

Estaciones meteorológicas del IDEAM en la ciudad de Barranquilla

Código IDEAM	Nombre estación	Tipo de estación	Latitud	Longitud	Altitud
106	Barranquilla	Pluviométrica	10.0° 59.0' N	74.0° 47.0' W	12.0 msnm
6876	Base naval	Climatológica Principal	11.0° 0.0' N	74.0° 47.0' W	5.0 msnm
11274	Darcena	Limnigrafica	10.0° 58.0' N	74.0° 45.0' W	2.357 msnm
104011	Las flores	Climatológica Principal, Automática	11.0° 2.0' N	74.0° 49.0' W	2.0 msnm
4804	Las flores	Climatológica principal	11.0° 2.0' N	74.0° 49.0' W	2.0 msnm
6880	Planta el rio	Limnimetrica	10.0° 58.0' N	74.0° 46.0' W	4.0 msnm
9156	Tajamar occidental	Meteorológica Marina	11.0° 6.0' N	74.0° 51.0' W	1.0 msnm

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 13.



Nota: Tomado de Mapas de google. (2016). Maps. [Figura]. Recuperado de <https://www.google.com.co/maps>

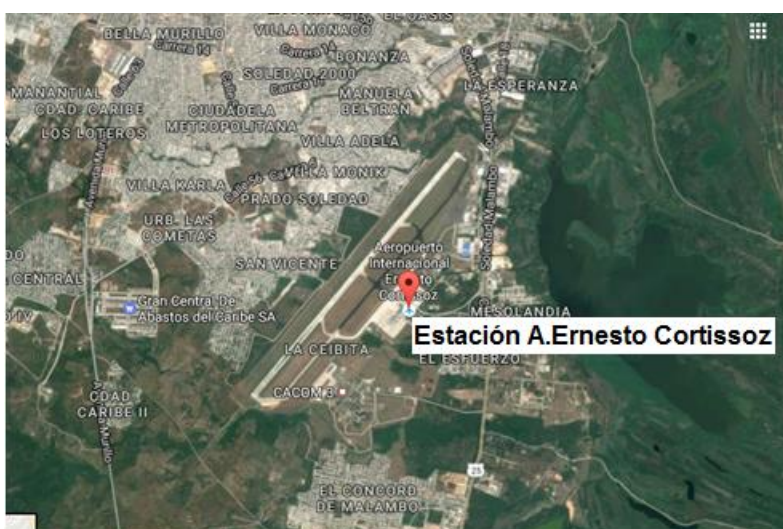
Tabla 9.

Estación meteorológica del IDEAM Ernesto Cortissoz

Código IDEAM	Nombre estación	Tipo de estación	Latitud	Longitud	Altitud
412	Aeropuerto Ernesto Cortissoz	Sinóptica Principal, Automática	10.0° 53.0' N	74.0° 46.0' W	14 msnm

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 14.



Nota: Tomado de Mapas de google. (2016). Maps. [Figura]. Recuperado de <https://www.google.com.co/maps>

La información de irradiación solar disponible de la estación meteorológica del aeropuerto Ernesto Cortissoz corresponde solamente al año 2014 y, según información del IDEAM, no se encuentra calibrada, razón por la cual no se incluye en los análisis del presente trabajo.

Los datos del IDEAM son registrados en archivos de texto y ordenados de acuerdo con la variable medida diariamente cada mes del año, asociando aquellas que presentan propiedades semejantes como temperatura (medida de temperatura de bulbo seco y húmedo a las 7 AM, 1PM y 5PM, valores máximos, mínimos y media), humedad relativa (medida a las 7 AM, 1PM y

5PM, valores mínimos y media), tensión de vapor (medida a las 7 AM, 1PM y 5PM y valores medios) y punto de rocío (medida a las 7 AM, 1PM y 5PM y valores medios). Estas mediciones conforman una primera base datos utilizada en los análisis efectuados.

La irradiación solar es registrada en un archivo diferente a las descritas arriba, con intervalo de medida horario cada día del año. La unidad de esta variable contenida en las bases de datos es Wh/m². Como resultado de esta primera fase, a partir de la información suministrada por el IDEAM, se estableció que los datos medidos en la estación las Flores fueron calibrados en el año 2016, incluyendo los valores de irradiación solar global que constituye la variable de estudio de esta investigación. Otras variables como las octas (medida de la nubosidad), precipitación y brillo solar, son registradas en archivos independientes a las mencionadas anteriormente, con intervalos diarios de medida, presentando promedios mensuales y anuales.

2.3 Análisis de datos de la estación las flores del IDEAM en barranquilla.

2.3.1. Irradiación solar. Se describen los resultados de una primera exploración descriptiva de los valores de irradiación solar global y demás variables conocidas de la estación las flores, incluida en los archivos o bases de datos meteorológicos con información para la selección de los modelos objetos de estudio. La base de datos 1 está conformada por valores de irradiación solar para los años que a continuación se describen.

La información de la tabla 10 proporciona el único conjunto de datos medidos en tierra para la ejecución de proyectos de sistemas de generación fotovoltaicos. Sin embargo, no reporta datos de irradiación desde enero de 2009 a noviembre de 2011 y no arroja datos completos de los años 2010 y 2011, 2014 y 2016. Actualmente es una estación activa del IDEAM.

Tabla 10.

Cantidad de días con irradiación medida en la estación las Flores

Año	Cantidad de días con irradiación medida	% de datos faltantes de irradiación anual
2009	34	90.68
2010	38	89.59
2011	73	80
2012	305	16.67
2013	314	13.97
2014	341	6.58
2015	224	36.83
2016	154	57.92
TOTAL	1483	-

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Con base en esta información se estableció que el periodo de referencia para utilizar en el contexto de aplicación de los modelos matemáticos para la estimación de la irradiación solar, corresponde a los años 2009-2016 con sus respectivos valores especificados e intervalos definidos con la mayor cantidad de datos secuenciales, los cuales son presentados posteriormente en gráficas de irradiación vs día del año.

2.3.2. Filtrado de datos de la estación las Flores. Con el fin de depurar registros anómalos que generan desviaciones respecto al comportamiento normal en la estación estudiada, se aplicaron procedimientos de filtrado de las mediciones disponibles, resultados que se describen a continuación.

2.3.2.1. Filtrado exploratorio de datos. Se realizó un análisis exploratorio de la irradiación solar que incluyó la revisión de la cantidad de datos faltantes por hora cada día del mes por cada año, aplicando el criterio de incluir valores de irradiación solamente los días del mes que dispongan de 11 o más mediciones horarias diarias, es decir, no se tienen en cuenta o se descartan aquellos días que no poseen estas mediciones efectuadas por el IDEAM (Catalogo en Línea, 2016). Con base en este principio se estableció la información general acerca de los datos registrados en la estación las flores, como lo presenta la tabla 11.

Tabla 11.

Información general de irradiación solar medida en la estación las Flores

Horas/años	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Horas faltantes	8345	8239	7091	1201	1863	3416	4870	6064
Horas medidas	419	525	1673	7583	6901	5348	3894	2720
% Horas faltantes	95,22%	94,01%	80,91%	13,67%	21,26%	38,98%	55,57%	69,03%
% Horas medidas	4,78%	5,99%	19,09%	86,33%	78,74%	61,02%	44,43%	30,97%

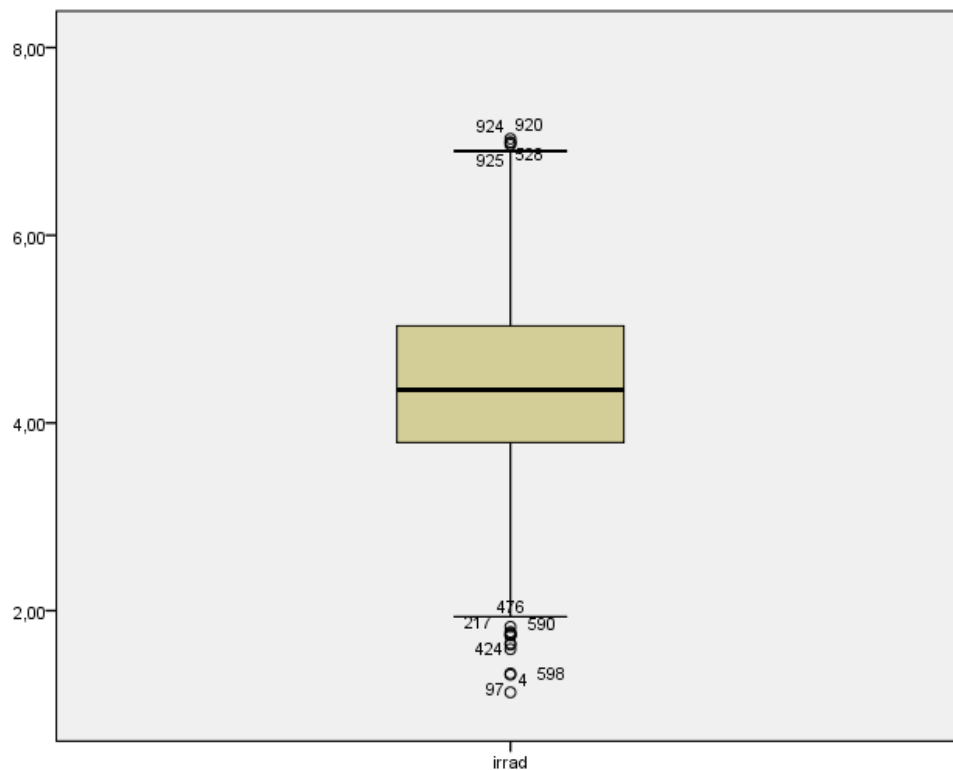
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

2.3.1.2. Filtrado de datos por caja y bigote. El segundo procedimiento que se utilizó para determinar datos anómalos, también conocidos como outler, fue la construcción de diagramas de cajas o box chart para cada conjunto de registros de irradiación con el software SPSS. Este criterio estadístico permite visualizar la distribución de los datos analizados mediante cuartiles, determinando acumulados diarios de irradiación con características de outlers, los cuales podrían ser descartados del conjunto de datos bajo estudio. Los resultados se presentan en la gráfica de la figura 15, a partir de la cual se obtienen los resultados descritos en las tablas 12 y 13.

Los valores de tabla 12 corresponden a outliers que se encuentran cercanos al límite inferior del rango definido para los datos de acuerdo con la figura 15 y se descartan de los registros de la irradiación medidos in situ ya que la cantidad de mediciones diarias son menores a 11, como se había establecido anteriormente.

De la misma forma, los valores de la tabla 13 son outliers que se encuentran por encima del límite superior y siendo extremos de mayor valor medido en la estación las Flores, razón por la cual no se excluyen de estos registros.

Figura 15.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Con base en este análisis, se obtienen los días del año con su respectiva irradiación medida que permiten establecer las bases para la selección de los modelos de estimación a utilizar. Estos datos de irradiación solar se ilustran en la gráfica 16.

Tabla 12.

Outler cercanos al límite inferior de la irradiación solar

Fecha	Irradiación (KWh/m ² /día)
08/11/2009	1.13
13/11/2011	1.33
12/06/2012	1.64
13/04/2013	1.59
04/06/2013	1.74
26/09/2013	1.65
04/10/2013	1.32

Nota: Elaborado Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

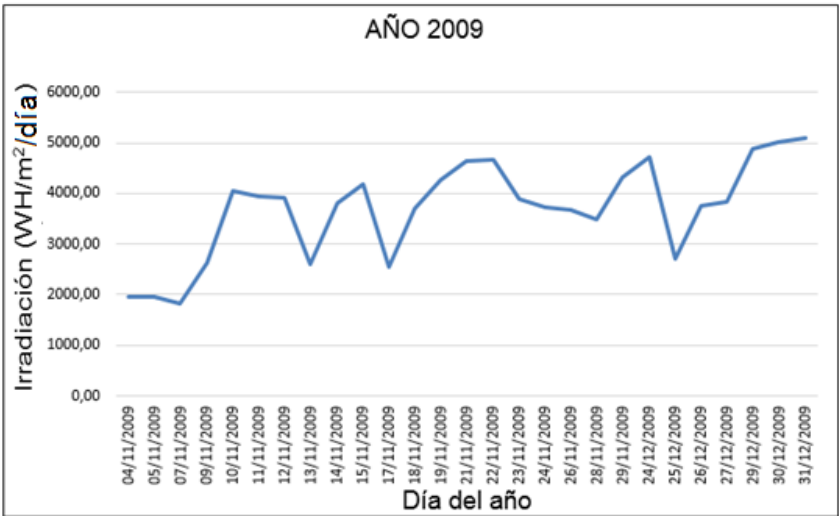
Tabla 13.

Outler cercanos al límite superior de la irradiación solar

Fecha	Irradiación (KWh/m ² /día)
26/07/2013	7,03
12/03/2015	6,99
18/03/2015	6,99
19/03/2015	6,97

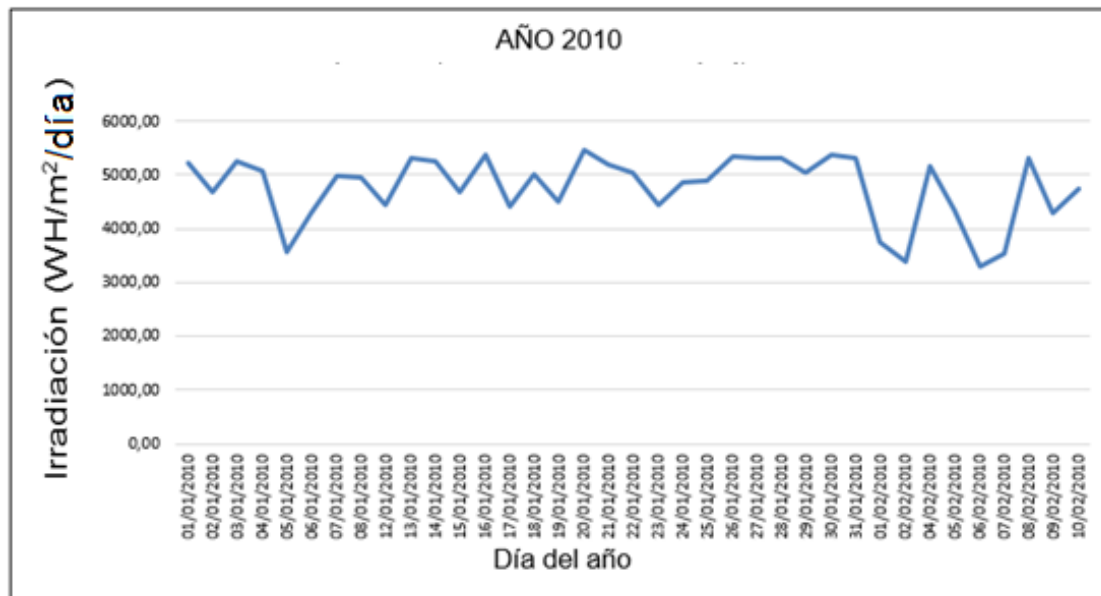
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 16.



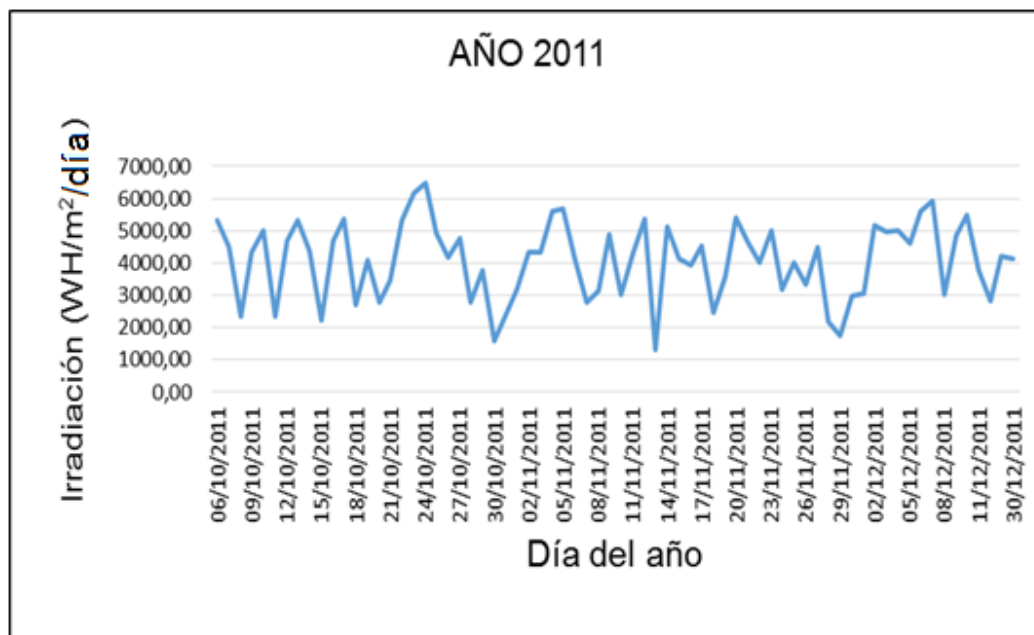
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 17.



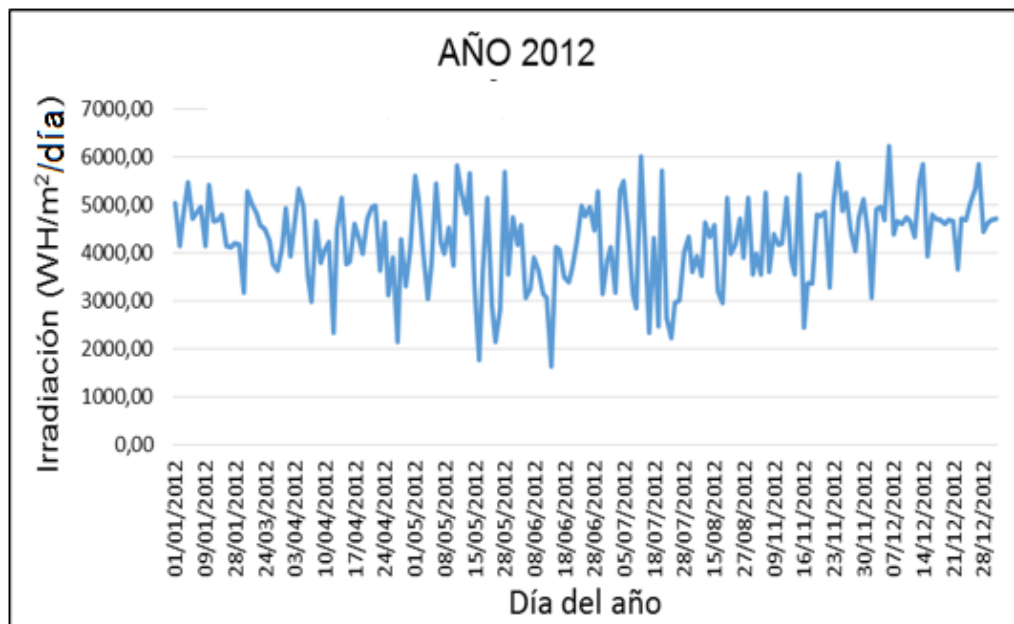
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 18.



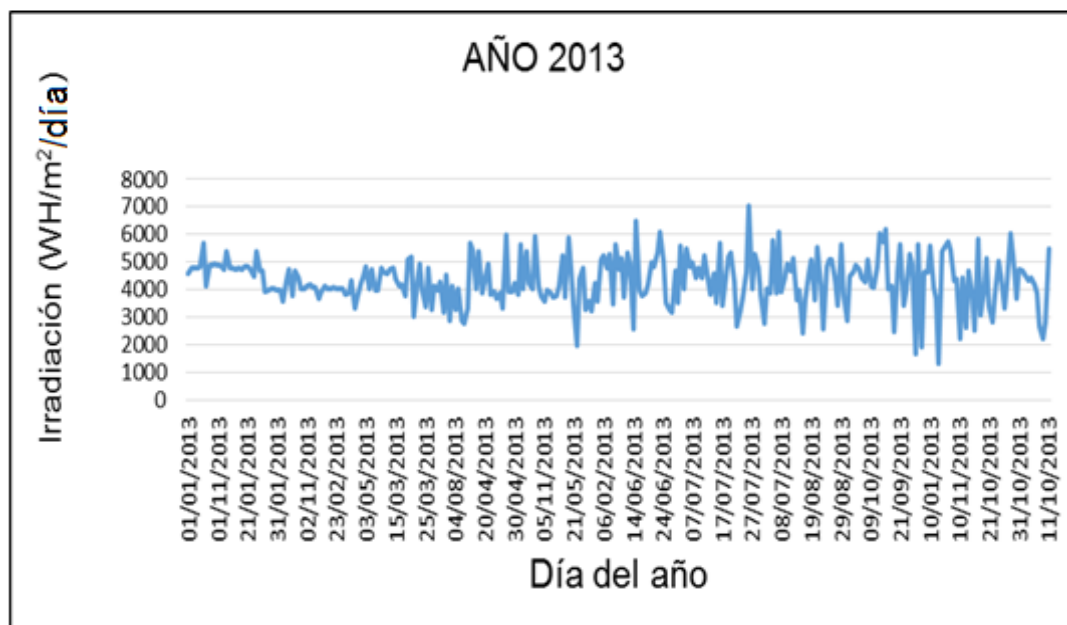
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 19.



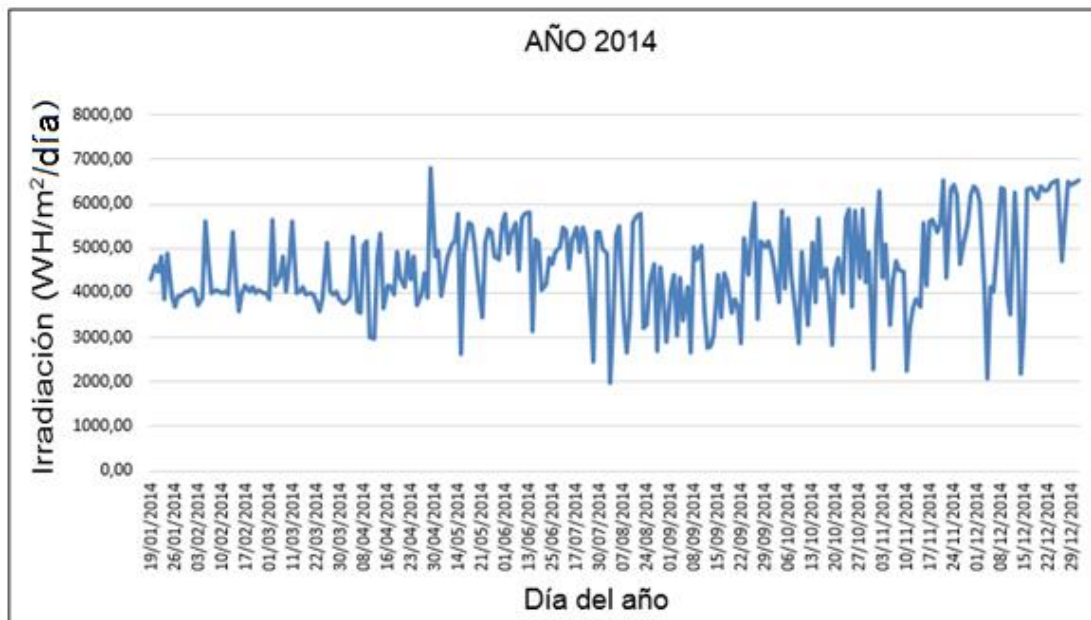
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 20.



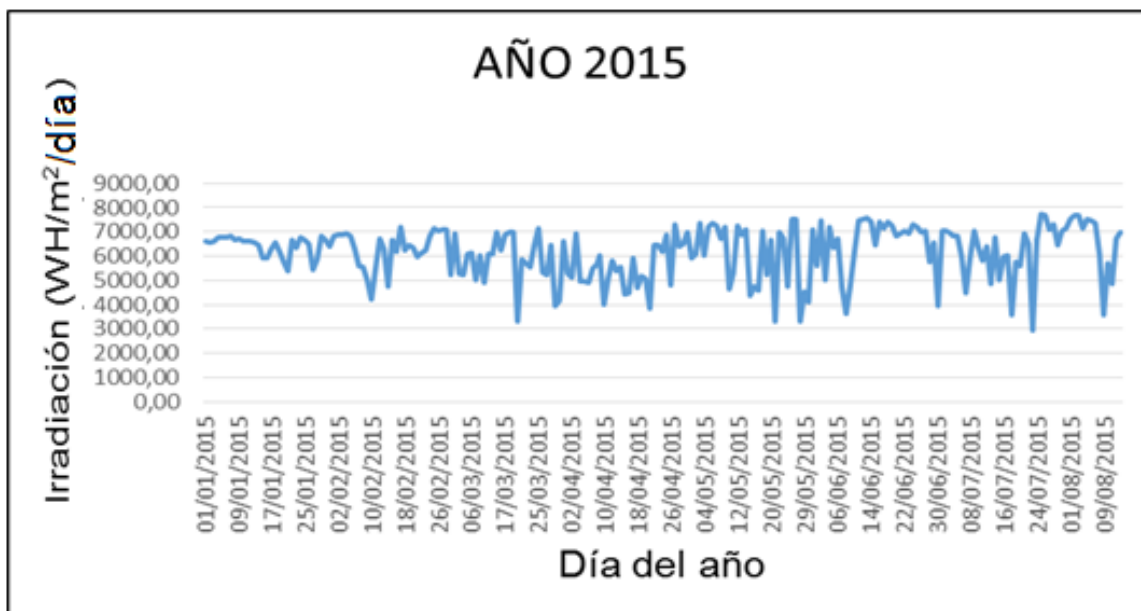
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 21.



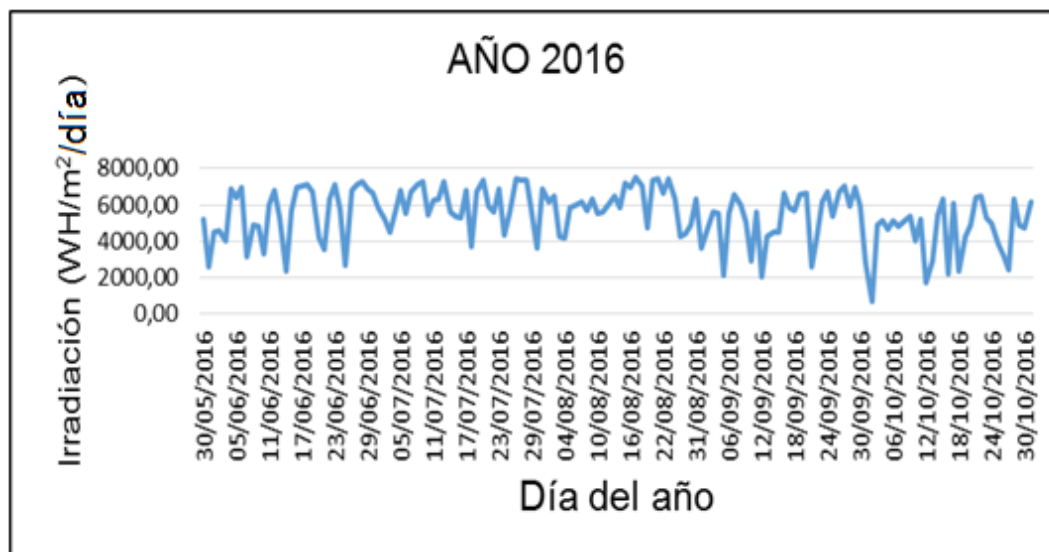
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 22.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 23.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

2.2.2. Brillo solar. Los datos de brillo solar corresponden a mediciones realizadas desde el año 2009 hasta el 2013, con un alto porcentaje de datos faltantes para algunos meses en el rango de años especificados. La información contenida en las tablas 14 y 15 permite comprobar los datos existentes en los registros del IDEAM.

Tabla 14.

Cantidad de días con brillo solar medido por años en la estación las Flores

Año	Cantidad de días con brillo solar	% de datos faltantes de brillo solar anual
2009	325	11
2010	340	6.8
2011	275	24.7
2012	201	45.2
2013	200	55.1
2014	0	100
2015	0	100
2016	0	100

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 15.

Promedio horario mensual-anual de brillo solar de las Flores (IDEAM)

Mes/Año	2009	2010	2011	2012	2013
Enero	180,50	228,60	223,00	DF	DF
Febrero	214,10	161,70	222,10	DF	DF
Marzo	191,50	190,70	163,30	DF	144,20
Abril	202,00	167,60	DF	166,90	169,00
Mayo	217,60	164,90	143,30	166,90	DF
Junio	176,50	147,20	148,60	DF	DF
Julio	223,00	138,30	162,50	DF	219,40
Agosto	228,40	131,20	204,00	DF	177,70
Septiembre	182,70	129,10	181,00	DF	149,20
Octubre	161,30	150,90	145,70	DF	165,00
Noviembre	186,10	148,40	DF	DF	DF
Diciembre	204,3	186	DF	DF	DF
% Datos mensuales faltantes por año	0	0	25	83,33	50
Cantidad de meses con datos existentes	12	12	9	2	6

Nota: La unidad de brillo solar corresponde a promedios de horas mensuales-anales. DF es dato faltante. Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

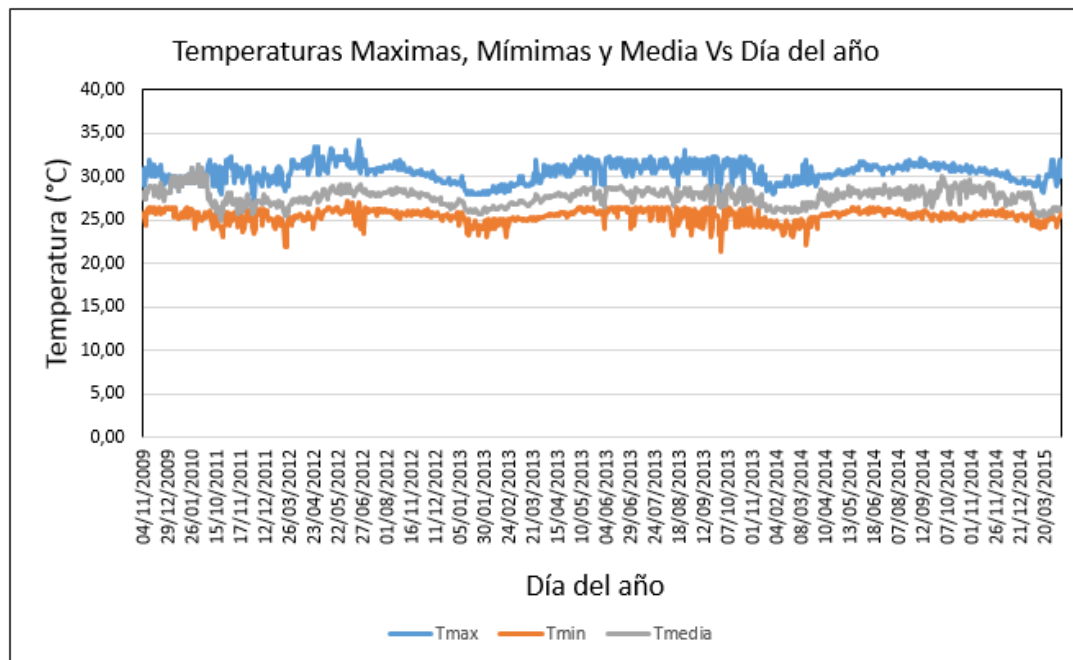
Con base en el análisis realizado a partir de la tabla 14, para la aplicación del modelo de regresión lineal el periodo de días es desde el 4 de noviembre de 2009 hasta el 31 de octubre de 2013.

2.2.3. Temperaturas del aire. Dispone de datos correspondientes a 30 años para las variables de temperaturas máximas y mínimas diarias mensuales, temperatura diarias a las 7, 13 y 19 horas y diferencias entre temperatura máxima y mínima. La gráfica de la figura 24 ilustra las relaciones entre temperaturas máximas, mínimas y medias en el periodo descrito anteriormente. Las características descriptivas de las temperaturas se presentan en la tabla 16.

Con base en esta información se determinó que los diferentes valores de temperaturas presentan poca variación en el transcurso de los días especificados.

2.2.4. Humedad relativa del aire. Dispone de datos correspondientes a 30 años para los valores de humedades diarias mensuales medidas a las 7, 13 y 19 horas respectivamente y valores medios por día. . La gráfica de la figura 25 ilustra la relación entre humedad relativa en el periodo descrito anteriormente.

Figura 24.



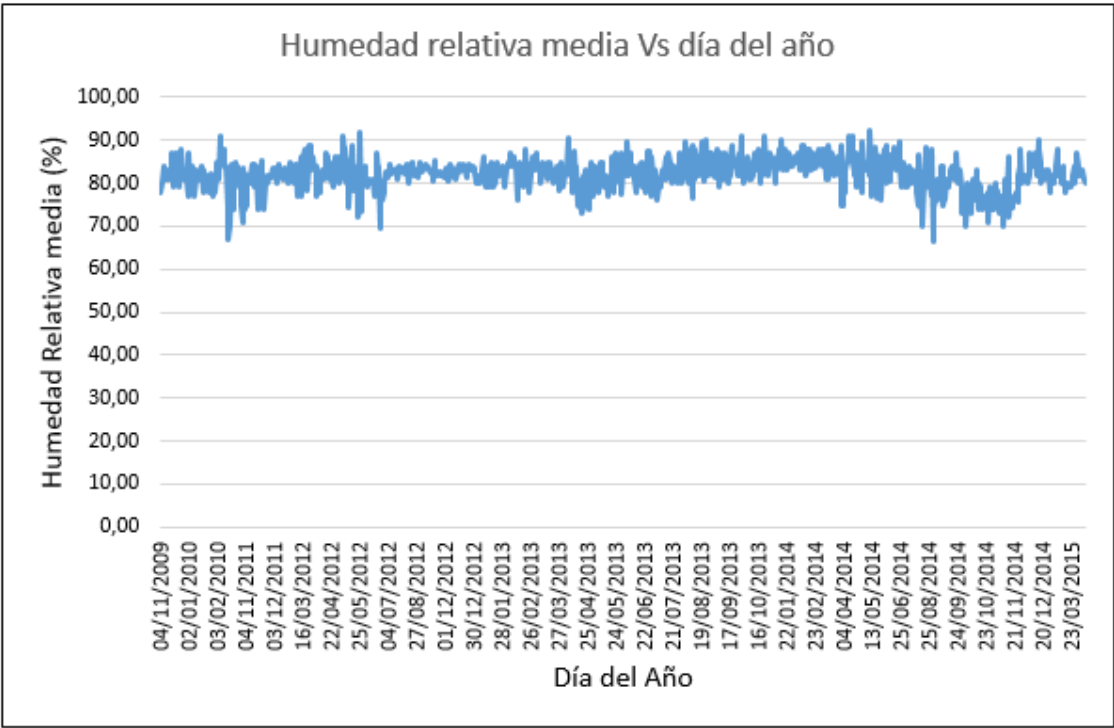
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 16. Estadísticos descriptivos de las variables de temperatura

Variable	Valor máximo	Valor mínimo	Media	Desviación estándar	Varianza
Temperatura máxima (°C)	34.20	27.30	30.50	1.09	1.21
Temperatura mínima (°C)	27.20	21.30	25.46	0.75	0.58
Temperatura media (°C)	31.40	25.00	27.71	0.98	0.95

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 25.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Las características descriptivas de humedad relativa se presentan en la tabla 17.

Tabla 17.

Estadísticos descriptivos de la variable humedad relativa

Variable	Valor máximo	Valor mínimo	Media	Desviación estándar	Varianza
Humedad relativa media (%)	92.5	66.5	82.23	3.67	13.48

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

La variación de la humedad relativa es mínima y presenta valores altos con poca variabilidad, hecho que influye en la columna de agua precipitable en conjunto con la temperatura, lo que afecta las características del clima. Las demás variables como precipitación (mm de agua), octas,

punto de rocío ($^{\circ}\text{C}$), tensión de vapor (mbar), presentan porcentajes altos de pérdida de información, por tal razón no son incluidos modelos con estas variables.

En relación con las bases de datos analizadas, los modelos que se aplicaron en el trabajo realizado fueron seleccionados teniendo en cuenta el alto porcentaje de datos conocidos del brillo solar, la temperatura y la humedad relativa, de acuerdo con la descripción efectuada anteriormente. Además, estos modelos son ampliamente utilizados en otras regiones, ciudades y países ya que responden a mediciones normalmente accesibles en estaciones meteorológicas convencionales o plataformas web de entidades oficialmente reconocidas como la NASA, en Estados Unidos de América, o SODA en Europa, entre otras, que lideran proyectos de adquisición y medición de variables climatológicas con satélites y equipos remotos de alta tecnología.

2.4. Resultados de la aplicación de modelos de predicción en Barranquilla

El objetivo de este tipo de modelos es encontrar la asociación lineal entre dos variables medidas en la estación meteorológica. Para el caso de estudio, se seleccionó y aplicó el modelo de Armstrong-Prescott, cuyos resultados se describen a continuación:

2.4.1. Modelo 1-Armstrong-Prescott (AP). De acuerdo con la estructura del primer modelo seleccionado descrito por la ecuación 12, el procedimiento de evaluación estadística y los datos conocidos de los años registrados del 2009 al 2013, acorde con los valores medidos para la irradiación solar y el brillo solar en la estación las Flores de la base de datos respectiva (los años 2014, 2015 y 2016 no disponen de brillo solar medido), se obtuvieron los siguientes resultados, utilizando el software estadístico SPSS (versión 22):

Tabla 18.

Estadísticos descriptivos del modelo 1-Armstrong-Prescott

Variable	Media	Desviación estándar	N
Rs/Re	0.4397	0.10459	273
n/N	0.5788	0.19934	273

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 19.

Estimaciones de los parámetros del modelo 1-Armstrong-Prescott

Modelo	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados		Sig.	95% intervalo de confianza para B	
	B	Error estándar	Beta	t		Límite inferior	Límite superior
Constante	0.408	0.019		21.024	0.000	0.370	0.446
n/N	0.055	0.032	0.105	1.736	0.084	-0,007	0.117

Nota: gL es grado de libertad. F es el estadístico de prueba de Fisher-Snedecor. Sig es el p-valor. Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

De acuerdo con la tabla 19, el intersección con el eje vertical es $\beta_0=0,408$ y la pendiente es $\beta_1=0.055$, por tanto, la ecuación de la recta estimada o ajustada es $Y = 0.408 + 0.055 \cdot X$, que corresponde a la ecuación del modelo 1-Armstrong-Prescott:

$$\frac{R_s}{R_e} = 0.408 + 0.055 * \frac{n}{N} \quad (22)$$

Donde R_s es la irradiación solar diaria en $KWh/m^2/día$; R_e es la radiación solar extraterrestre en $KWh/m^2/día$; n es el brillo solar medido en horas; N es el brillo solar calculado en horas

Así mismo, en esta tabla se presentan los resultados de los dos contrastes individuales de la significación de cada uno de estos parámetros, es decir, se analizan las hipótesis nula y alternativa para los coeficientes del modelo 1.

La prueba de hipótesis del coeficiente β_0 es:

$$H_0 = \beta_0 = 0 \quad (23)$$

$$H_1 = \beta_0 \neq 0 \quad (24)$$

La prueba de hipótesis del coeficiente β_1 es:

$$H_0 = \beta_1 = 0 \quad (25)$$

$$H_1 = \beta_1 \neq 0 \quad (26)$$

El valor del estadístico de contraste t es 1,736 y tiene asociado un p-valor de 0,084, el cual es mayor que el nivel de significación alpha (α) de 0.05, resultado que conduce a no rechazar la hipótesis nula H_0 para el coeficiente β_1 (pendiente de la ecuación 22, concluyendo con esto que la variable $\frac{n}{N}$ no es importante para estimar los valores de $\frac{R_s}{R_e}$ usando la regresión lineal.

Los intervalos de confianza para β_0 y β_1 , al 95%, corresponden a (0.370, 0.446) para β_0 , y (-0.007, -0.117) para β_1 . Debido a que el cero pertenece al intervalo de β_1 , hay evidencia empírica para concluir que $\frac{n}{N}$ no influye en $\frac{R_s}{R_e}$ y por tanto, al nivel de confianza del 95%, el parámetro β_1 podría considerarse igual a cero.

Tabla 20.

Resultados del ajuste del modelo de regresión modelo 1-Armstrong-Prescott

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación
1	0.105	0.11	.07	0.10420

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

A partir de la tabla 20 se determina que:

El valor del coeficiente de determinación $R^2 = 0.011$, lo que indica que solamente el 1.1% de la variabilidad de $\frac{R_s}{R_e}$ es explicada por la relación lineal con la variable $\frac{n}{N}$.

El valor $R=0,105$, valor absoluto del Coeficiente de Correlación, implica una relación muy pobre entre las variables $\frac{R_s}{R_e}$ y $\frac{n}{N}$.

El Error típico de la estimación, correspondiente a la raíz cuadrada de la varianza residual, tiene un valor de 0,10420.

Tabla 21.

Resultados de ANOVA del modelo 1-Armstrong-Prescott

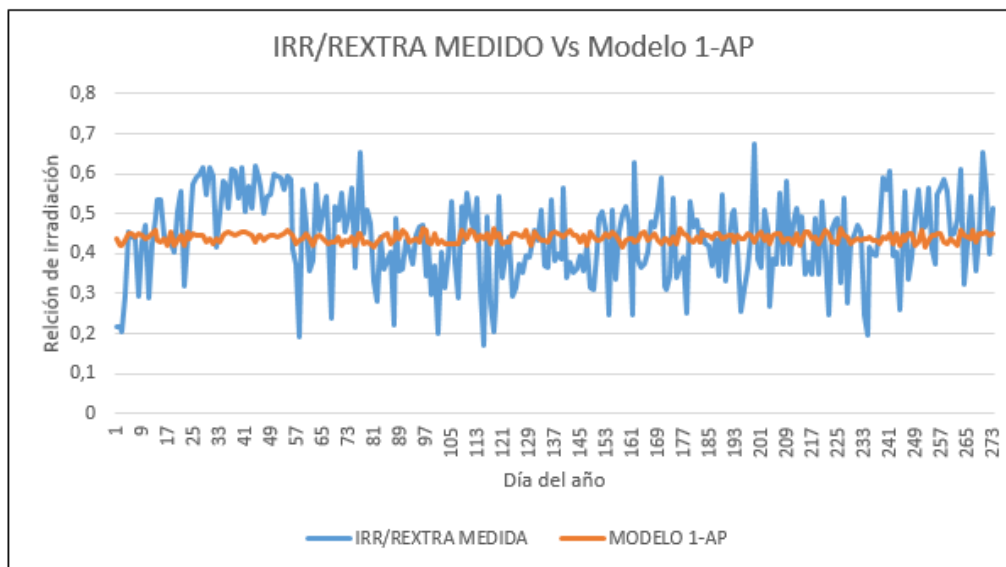
Modelo	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Regresión	.033	1	.033	3.012	.084
Residuo	2.942	271	.011		
Total	2.975	272			

Nota: gl es grado de libertad. F es el estadístico de prueba de Fisher-Snedecor. Sig es el p-valor. . Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

La tabla 21, permite conocer el valor del estadístico F y su correspondiente nivel de significación observado Sig, (valor de probabilidad de F), con el fin de contrastar la hipótesis nula la cual establece que la pendiente de la recta de regresión o β_1 es igual a cero, contra la alternativa que afirma que es distinta de cero. Como $\text{sig.}=0.084$ es mayor que 0,05 no se rechaza la hipótesis nula y se concluye que el modelo de regresión no es válido. Por tanto, existe suficiente evidencia estadística para concluir que la variable n/N no influye en la estimación de la relación R_s/R_e

La grafica de la figura 26, ilustra los valores estimados de R_s/R_e con el modelo1-AP, versus los valores de R_s/R_e medidos.

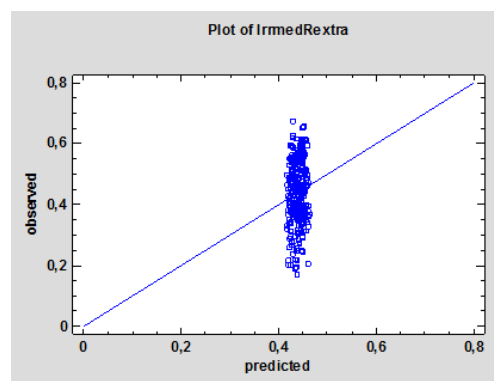
Figura 26.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

La gráfica de la figura 27, permite determinar que los valores medidos u observados en comparación con los valores estimados presenta un patrón que no responde a la distribución de los puntos sobre la línea diagonal de dicha gráfica.

Figura 27.

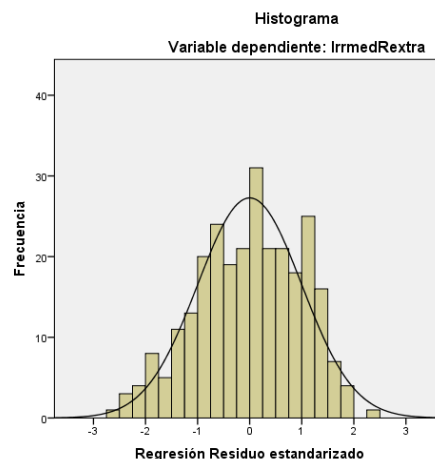


Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Validación del modelo 1-Armstrong-Prescott (AP). Con el fin de verificar los supuestos del modelo 1-Armstrong-Prescott de regresión lineal, se realizaron las pruebas de normalidad, homocedasticidad o igualdad de varianzas y linealidad, ya que son necesarias para validar la inferencia respecto a los parámetros calculados. Por tanto, se analizaron los residuos (definidos como la diferencia entre el valor observado y el valor predicho por el modelo) llevando a cabo los contrastes a posteriori de dichas hipótesis del modelo. A continuación, se describen los resultados obtenidos.

- Prueba de Normalidad. El análisis de normalidad de los residuos fue realizado gráficamente obteniendo los Histogramas y gráficos de probabilidad normal respectivos y analíticamente a partir del contraste de Kolmogorov-Smirnov.
- Histograma. Los residuos fueron graficados mediante un histograma, superponiendo sobre él una curva normal de media cero. Con base en esta gráfica, se concluye que los residuos siguen una distribución normal según la gráfica de la figura 28.

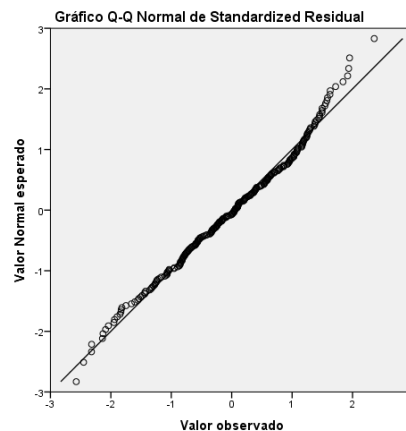
Figura 28.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

- Gráfico probabilístico normal Q-Q. Es el procedimiento gráfico más utilizado para comprobar la normalidad de un conjunto de datos. En el gráfico de la figura 29 se representan las funciones de distribución teórica y empírica de los residuos tipificados. La ubicación de los puntos del gráfico, permite identificar razonablemente que un alto porcentaje se encuentra sobre la diagonal, lo que confirma la hipótesis de normalidad.

Figura 29.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

- Contraste de normalidad. El estudio analítico de la normalidad de los residuos fue realizado aplicando el contraste no-paramétrico de Kolmogorov-Smirnov de 1 muestra. La tabla 22 muestra la mayor diferencia entre los resultados esperados en caso de que los residuos surjan de una distribución normal y los valores observados. El $p\text{-valor}=0.200$ calculado al aplicar la prueba, es mayor que el nivel de significancia preestablecido de 0.05, por tanto no se puede rechazar la hipótesis nula, lo que implica la no existencia de diferencias entre la distribución de la variable analizada y la distribución normal y por ende se presenta homogeneidad entre ambas distribuciones, siendo normal la distribución de los residuos del modelo 1-Armstrong-Prescott.

Tabla 22.

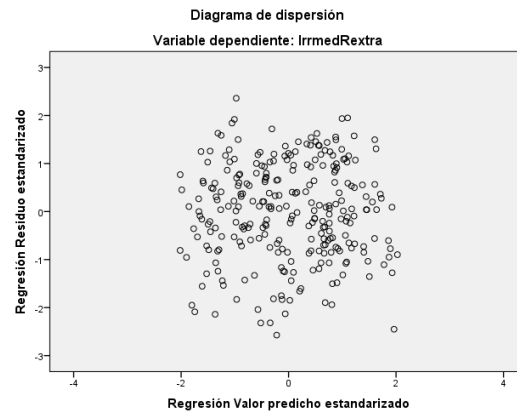
Prueba K-S para 1 muestra modelo 1-Armstrong-Prescott

Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra		Residuos estandarizados
Tamaño muestra	-	273
Parámetros normales	Media	0.0000000
	Desv.Estándar	0.99816007
Máximas diferencias extremas	Absoluta	.048
	Positivo	.029
	Negativo	-,048
Estadístico de prueba		.048
Sig. asintótica (bilateral)		.200

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

- Homocedasticidad. La hipótesis de homogeneidad de las varianzas se realizó gráficamente representando la variable de los valores predichos estandarizados para el eje X versus los residuos estandarizados en el eje Y. Generalmente la homocedasticidad se evidencia por un patrón en forma de embudo en el gráfico de residuales y se presenta cuando la variabilidad de los datos cambia conforme la media se modifica.
- Para el caso de estudio, se determina a partir de la gráfica de la figura 30 que no existe patrón alguno respecto a una línea recta horizontal ubicada en el cero de la gráfica, es decir, los residuos se distribuyen aleatoriamente hacía arriba y debajo de dicha recta, razón por la cual no se rechazó la hipótesis de igualdad de varianzas.
- Independencia de los residuos. La hipótesis de independencia de los residuos fue probada mediante el contraste de Durbin-Watson, el cual mide el grado de autocorrelación entre el residuo correspondiente a cada observación y la anterior. Para el caso de estudio, este estadístico tiene un valor de 1,40776 con un p-valor asociado de 0,0000, razón por la cual se determina que los residuos están incorrelados.

Figura 30.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

El análisis realizado para los datos registrados muestra que el ajuste lineal de la nube de puntos entre la irradiación diaria y el brillo solar diario, ambas medidas, no presentan significancia estadística, por lo que se deben considerar otros modelos cuyos residuos presenten mejor desempeño estadístico. De acuerdo con estos resultados, se aplicó el modelo de Armstrong-Prescott para los meses con mayor cantidad de días registrado de cada año y la totalidad de meses del año 2013, por ser este el de mayor disponibilidad de valores medidos. Los resultados se presentan en las tablas 23 y 24.

Tabla 23.

Resultados del modelo 1-Armstrong-Prescott entre los años 2009-2011

Parámetros estadísticos	Mes/Año		
	Noviembre/2009	Enero/2010	Octubre/2011
Sig del modelo (ANOVA)	0,228	0,526	,079
Sig de la Constante (b0)	0	0	,001
Sig del coeficiente n/N (ANOVA)	0,228	0,526	,079
R	0,282	0,215	0,526
R cuadrado	,08	,016	,0276

Ecuación del modelo	$(R_s/R_e)=0,32+0,141$ *(n/N)	$(R_s/R_e)=0,54+0,038$ *(n/N)	$(R_s/R_e)=0,353+0,295$ *(n/N)
Inferencia	Sig del modelo > 0,05. El ajuste lineal no es satisfactorio	Sig del modelo > 0,05. El ajuste lineal no es satisfactorio	Sig del modelo > 0,05. El ajuste lineal no es satisfactorio

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 24.

Resultados del modelo 1-Armstrong-Prescott en dos meses años 2012-2013

Parámetros estadísticos	Mes/Año		
	Abril-2012	Abril-2013	Todo el año 2013
sig del modelo (ANOVA)	0,396	0,09	0,198
sig de la constante (β_0)	0,001	0	0
sig del coeficiente n/N (ANOVA)	0,396	0,09	0,198
R	0,17	0,321	0,11
R cuadrado	0,029	0,103	0,102
Ecuación del modelo	$(R_s/R_e)=0,357+0,0$ 56*(n/N)	$(R_s/R_e)=0,532-$ 0,176*(n/N)	$(R_s/R_e)=0,466 -$ 0,056*(n/N)
Inferencia	sig del modelo>0.05. el ajuste lineal no es satisfactorio	sig del modelo> 0,05. el ajuste lineal no es satisfactorio.	sig del modelo> 0.05. el ajuste lineal no es satisfactorio

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Con base en esta información, se puede determinar que el modelo que mejor aproxima el ajuste lineal de los valores de irradiación con el brillo solar medido, corresponde al mes de octubre de 2011 con un $R^2 = 0.276$. Sin embargo, el nivel de significancia del análisis de la varianza es 0,079, valor que supera el nivel de significancia de referencia $\alpha = 0,05$, lo que conlleva a que el modelo no presente significancia estadística. Como las variables irradiación y brillo solar no están relacionadas linealmente de acuerdo con el análisis efectuado con el modelo 1, se

aplicaron otros modelos que fundamentan su estructura matemática en la regresión no lineal, los cuales se presentan a continuación.

2.4.2. Modelo 2-Hargreaves. La ecuación del modelo de Hargreaves (1985), se aplicó en el desarrollo de este trabajo investigativo de acuerdo con los datos de diferencias temperaturas máximas y mínimas diarias (ΔT), registrados por el IDEAM para estimar la irradiación solar diaria. En un primer análisis se determinó el modelo de la ecuación 14 aplicando el método de Marquardt con el software STATGRAPHICS, para el cual se obtuvieron los resultados descritos a continuación, llevando a cabo el ajuste del primer modelo a partir de los valores de influencia de leverage o punto de apalancamiento encontrados con el fin de incrementar el R^2 y redistribuir los residuos que produzcan mayor precisión en los valores estimados con el menor error residual. Los resultados obtenidos al aplicar el modelo son descritos a continuación.

Ecuación del modelo.

$$R_s = (-0.0714891 * \sqrt{\Delta T} + 0.606742) * R_e \quad (27)$$

Tabla 25.

Parámetros estadísticos del modelo 2-Hargreaves

Parameter	Estimate	Standard Error Asymptotic	Asymptotic	95,00%
			Confidence Interval	
			Lower	Upper
a	-0,0745556	0,0168437	-0,107569	-0,0415424
b	0,613424	0,0379795	0,538986	0,687863

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 26.

ANOVA (análisis de varianza) del modelo 2-Hargreaves

Source	Sum of Squares	Df	Mean Square
Model	17817,1	2	8908,55
Residual	1070,06	933	1,1469
Total	18887,2	935	-
Total(corr)	897,592	934	-

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 27.

Resumen de estadísticos del modelo 2-Hargreaves

R-Squared= 0,0 percent
R-Squared(Adjusted for d.f)=0,0 percent
Standard Error of Est. = 1,07093
Mean absolute error= 0,862193
Durbin-Watson statistic= 1,2685
Lag 1 residual autocorrelation=0,363312

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

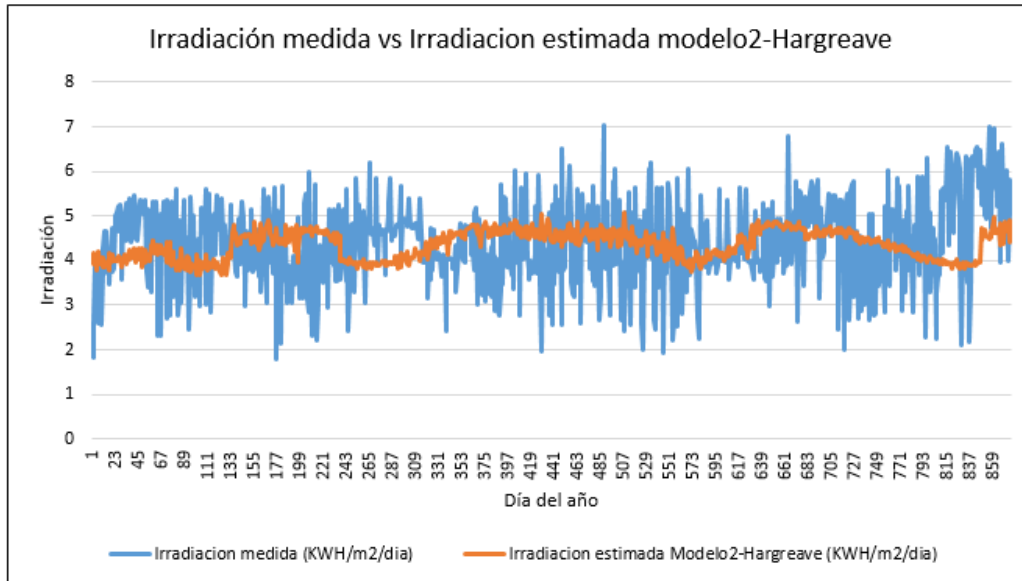
El estadístico R-Squared indica que el modelo como corresponde explica el 0,0% de la variabilidad en la irradiación. El estadístico ajustado R-cuadrado, que es más adecuado para comparar modelos con diferentes números de variables independientes, es de 0,0%.

Estimando los valores de irradiación con la ecuación 27, se obtuvo la gráfica de la figura 31, que ilustra los valores irradiación medida versus los valores de irradiación calculados con el modelo de Hargreave.

La gráfica de la figura 32, permite determinar que los valores medidos u observados en comparación con los valores estimados, presenta un patrón que no responde a la distribución aleatoria de los puntos sobre toda la línea diagonal de dicha gráfica, hecho que corrobora un ajuste muy deficiente de las dos variables bajo estudio.

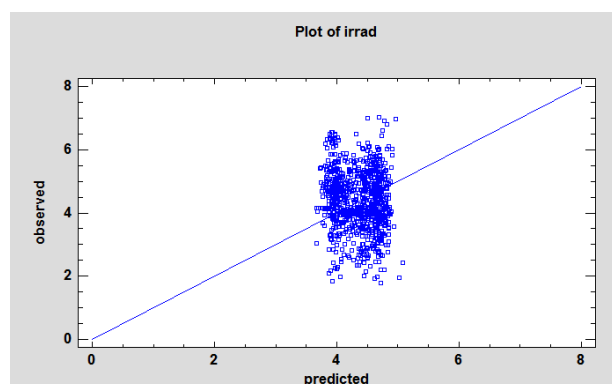
Similarmente, la gráfica de la figura 33 permite concluir que los residuos no se encuentran distribuidos aleatoriamente alrededor de la línea horizontal (o cero), razón por la cual no es un modelo adecuado para estimar valores de irradiación solar diaria.

Figura 31.



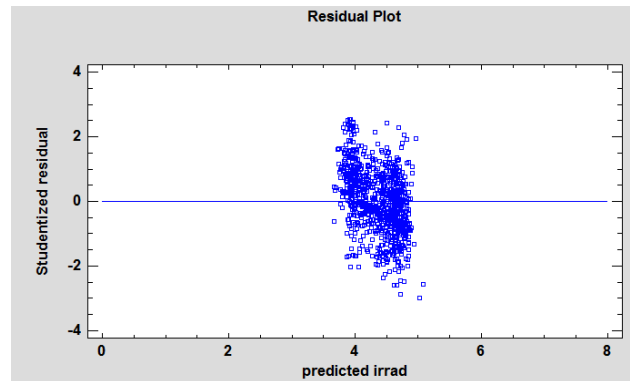
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 32.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 33.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

2.4.2.1. Modelo 2-Hargreaves-correctado. El promedio de los puntos leverage o de apalancamiento calculados para el modelo anterior es igual a 0,00213904 y existen 2 puntos con valores mayores que 5 veces dicho promedio. Por tanto, se excluyeron de los datos analizados determinado los cambios producidos con un nuevo conjunto de coeficientes que definieron la ecuación del Modelo 2-Hargreaves-correctado:

$$R_s = (-0,0745556 * \sqrt{\Delta T} + 0,613424) * R_e \quad (28)$$

Los parámetros y análisis de los estadísticos son los siguientes:

Tabla 28.

Parámetros estadísticos del modelo 2-Hargreaves-Correctado

Parameter	Estimate	Asymtotic Standard Error	Asymptotic 95,00% Confidence Interval	
			Lower	Upper
a	-0,0745556	0,0168437	-0,107569	-0,0415424
b	0,613424	0,0379795	0,538986	0,687863

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 29.

ANOVA (análisis de varianza) del modelo 2-Hargreaves-Corregido

Source	Sum of Squares	Df	Mean Square
Model	17768,7	2	8884,36
Residual	1068,58	931	1,14778
Total	18837,3	933	
Total(corr)	896,938	932	

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 30.

Resumen de estadísticos del modelo 2-Hargreaves-Corregido

R-Squared= 0,0 percent
R-Squared(Adjusted for d.f)=0,0 percent
Standard Error of Est. = 1,07134
Mean absolute error=0,862202
Durbin-Watson statistic= 1,27168
Lag 1 residual autocorrelation=0,363312

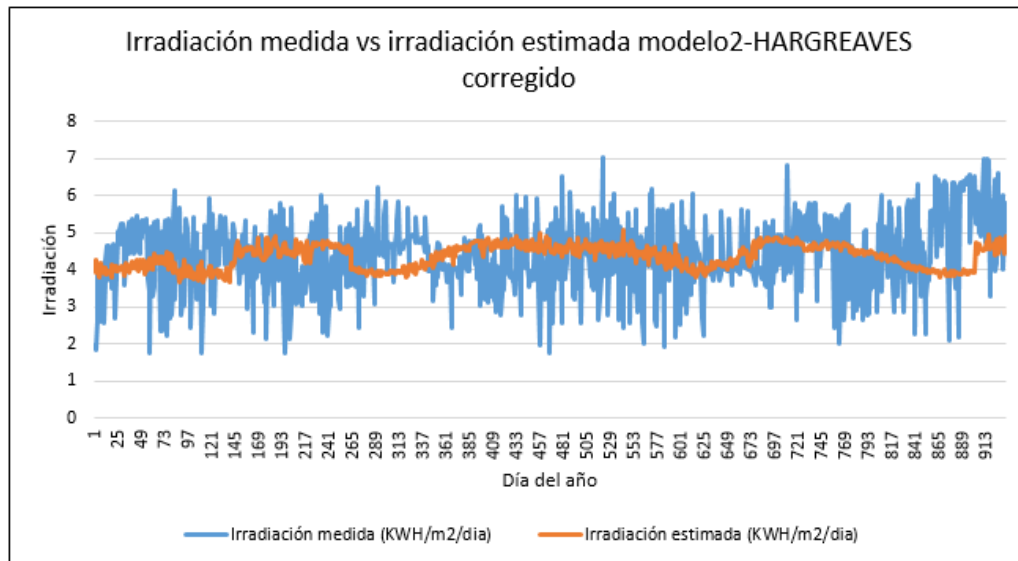
Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

El estadístico R-Squared indica que el modelo como corresponde explica el 0,0% de la variabilidad en la irradiación. El estadístico ajustado R-cuadrado, que es más adecuado para comparar modelos con diferentes números de variables independientes, es de 0,0%. Para este caso analizado, la exclusión de los puntos de apalancamiento no produjo mejora alguna en los estadísticos del modelo, ya que el Mean Absolute Error (MAE) del primer modelo es menor que el actualmente calculado, por tanto, los cambios realizados no permiten obtener un modelo con mejor performance estadístico.

Estimando los valores de irradiación con la Ecuación 28, se obtuvo la gráfica de la figura 34, que ilustra los valores de irradiación medida versus los valores de irradiación calculados con el

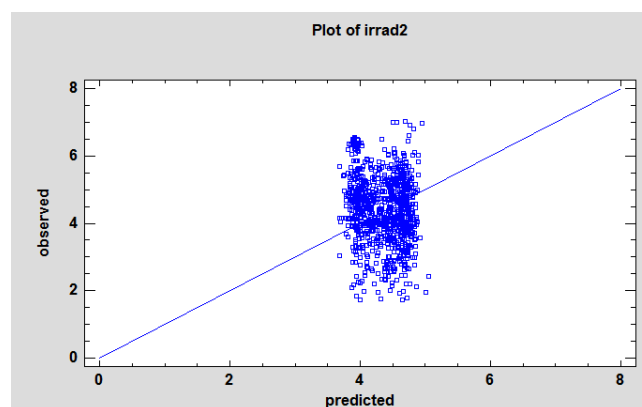
modelo de Hargreave-Corregido. Las gráficas de la figura 35 y 36, permiten determinar que los valores medidos u observados en comparación con los valores estimados, presenta un patrón que no responde a la distribución aleatoria de los puntos, hecho que confirma un ajuste muy deficiente de las dos variables bajo estudio.

Figura 34.



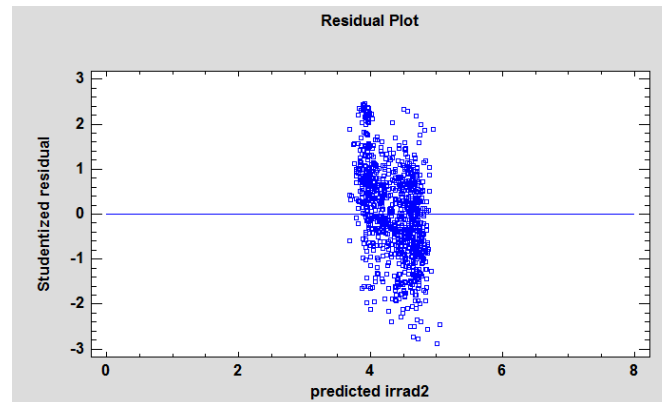
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 35.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 36.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

2.4.3. Modelo 3- Hunt. El modelo de HUNT se aplicó de acuerdo con los datos de diferencias de temperaturas máximas y mínimas diarias (ΔT) e irradiación extraterrestre diaria dada por la ecuación 16, que contiene los coeficientes empíricos c y d , los cuales fueron determinados con el método de estimación de mínimos cuadrados no lineal de Marquardt, con la ayuda del software statgraphics centurión, obteniendo los siguientes resultados:

Ecuación del modelo.

$$R_s = (-0.0289392 * \sqrt{\Delta T}) * R_e + 5.0145 \quad (29)$$

Tabla 31.

Parámetros estadísticos del modelo 3-Hunt

Parameter	Estimate	Standard Error Asymptotic	Asymptotic 95,00% Confidence Interval	
			Lower	Upper
c	-0,025539	0,0100037	-0,0451462	-0,005932
d	4,94403	0,220765	4,51134	5,37672

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 32.

ANOVA (análisis de varianza) del modelo 3-Hunt

Source	Sum of Squares	Df	Mean Square
Model	17995,8	2	8997,89
Residual	891,365	933	0,955375
Total	18887,2	935	
Total(corr)	897,592	934	

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 33.

Resumen de estadísticos del modelo 3-Hunt

R-Squared= 0,69373 percent
R-Squared(Adjusted for d.f)=0,587292 percent
Standard Error of Est. = 0,977433
Mean absolute error=0,775631
Durbin-Watson statistic= 1,4677

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

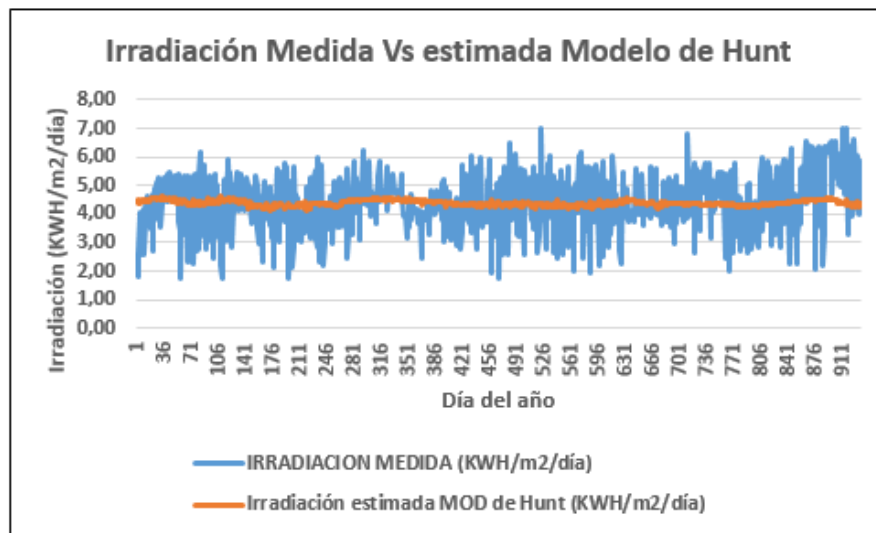
El estadístico R-Squared indica que el modelo como corresponde explica el 0,69373% de la variabilidad en la irradiación. El estadístico ajustado R-cuadrado es de 0,587292%. Con base en estos porcentajes, se concluye que el modelo de Hunt mejora el ajuste de los valores medidos versus los estimados, en comparación con el modelo 2 de Hargreave. Sin embargo, la correlación (0,587292%) entre las variables es muy deficiente en relación con valores de 85% considerados como buen indicativo.

Estimando los valores de irradiación con la Ecuación 29, se obtuvo la gráfica de la figura 37, que ilustra los valores de irradiación medida versus los valores de irradiación calculados con el modelo de Hunt.

Las gráficas de los valores observados versus la irradiación estimada y los residuos versus radiación estimada por el mismo modelo, se presentan en las figuras 38 y 39, respectivamente.

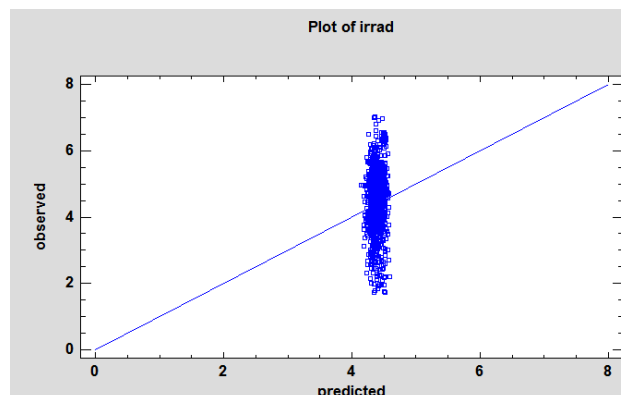
La presencia de un patrón de puntos de las dos variables de la línea a 45° sin tener distribución aleatoria en toda la extensión de la misma, al igual que en la línea horizontal de la figura siguiente (figura 39), confirman que el modelo no estima adecuadamente la irradiación a partir de los valores de temperatura acorde con la estructura matemática planteada por el modelo en cuestión.

Figura 37.



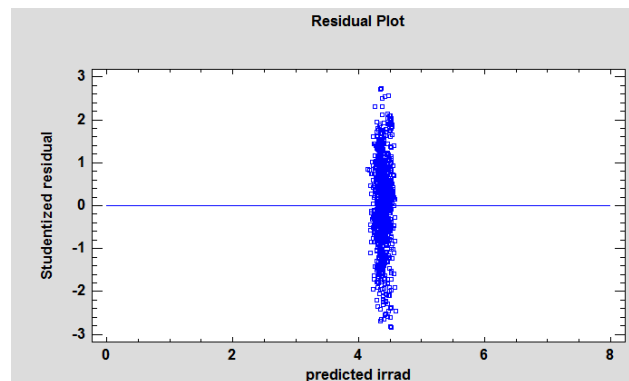
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 38.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 39.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

2.4.3.1. Modelo 3-Hunt corregido. Para obtener un modelo con mejor performance estadístico, se realizó el análisis de las observaciones influyentes cuyo promedio fue de 0,00213904 con 13 valores mayores que 3 veces el promedio indicado, obteniendo el modelo de la Ecuación 30. Los parámetros y análisis de los estadísticos se presentan a continuación.

$$Rs = (-0.0303104 * \sqrt{\Delta T}) * 5.05347 \quad (30)$$

Tabla 34.

Parámetros estadísticos del modelo 3-Hunt-Corregido

Parameter	Estimate	Standard Error Asymtotic	Asymptotic 95,00% Confidence Interval	
			Lower	Upper
c	-0,03031	0,0104353	-0,050763	-0,009858
d	5,05347	0,229819	4,60304	5,50391

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 35.

ANOVA (análisis de varianza) del modelo 3-Hunt-Corregido

Source	Sum of Squares	Df	Mean Square
Model	17797,3	2	88898,63

Residual	878,049	920	0,954401
Total	18675,3	922	
Total(corr)	886,101	921	

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 36.

Resumen de estadísticos del modelo 3-Hunt-Corregido

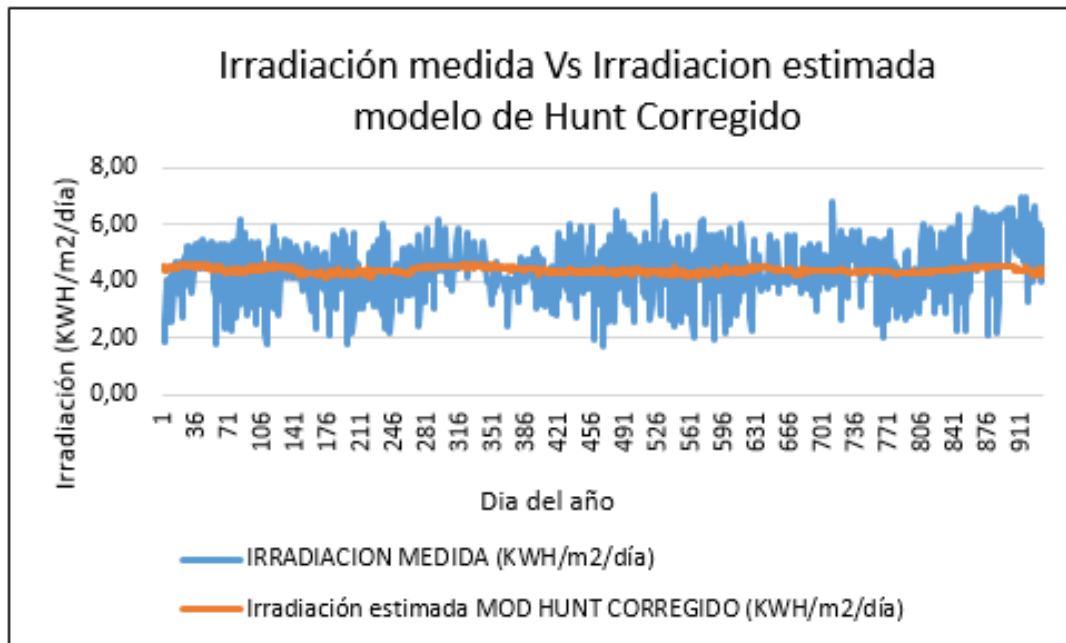
R-Squared= 0,90871 percent
R-Squared(Adjusted for d.f)=0,801002 percent
Standard Error of Est. = 0,976934
Mean absolute error=0,774833
Durbin-Watson statistic= 1,48934
Lag 1 residual autocorrelation=0,250742

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

El estadístico R-Squared indica que el modelo explica el 0.90871% de la variabilidad en la irradiación. El estadístico ajustado R-cuadrado es de 0,801002%. Con base en estos datos provenientes de la evaluación estadística, se concluye que el modelo 3 de Hunt-corregido mejora el ajuste de los valores medidos versus los estimados, en comparación con el modelo 3 de Hunt. Sin embargo, la correlación entre las variables es muy deficiente en relación con valores de 85% considerados como buen indicativo.

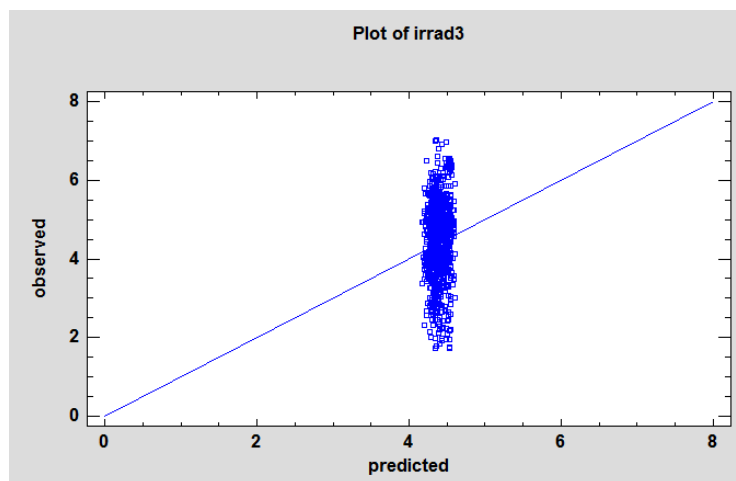
La gráfica de la figura 40 ilustra el resultado del modelo aplicado. Las gráficas de los valores observados versus la irradiación estimada y los residuos versus radiación estimada por el mismo modelo, se presentan en las figuras 41 y 42, respectivamente y confirman que la distribución de valores observados y residuos respecto a las líneas de 45° y horizontal a 0° que el modelo no estima adecuadamente la irradiación a partir de los valores de temperatura.

Figura 40.



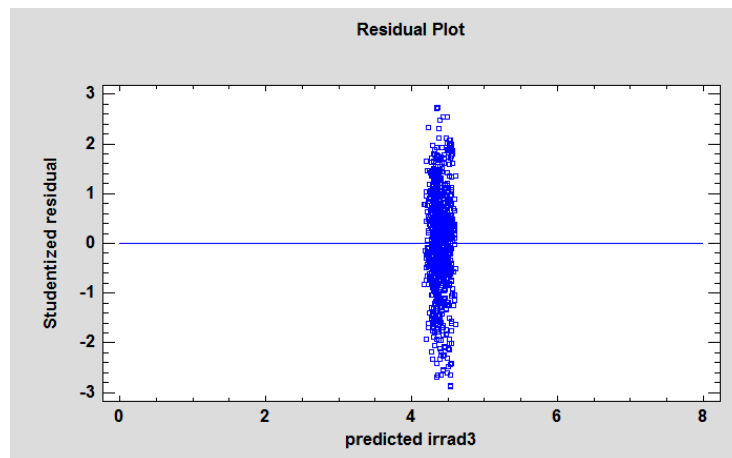
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 41.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 42.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

2.4.4. Modelo 4 de LI. El modelo de LI se aplicó de acuerdo con los datos de temperaturas máximas y mínimas diarias e irradiación extraterrestre diaria según la ecuación 17, cuyos coeficientes empíricos g, h y p, fueron determinados con el método de estimación de mínimos cuadrados no lineal de Marquardt, con la ayuda del software statgraphics centurión, obteniendo los siguientes resultados. Ecuación del modelo:

$$Rs = (-0,0181031 * Tmax + 0,00290561 * Tmin + 0,925699) * Re \quad (31)$$

Los parámetros y análisis de los estadísticos son los siguientes:

Tabla 37.

Parámetros estadísticos del modelo 4-LI

Parámetro	Estimación	Asintótico Error Estándar	95% Asintótico	
			Intervalo de confianza	
			Inferior	Superior
g	-0,01810031	,00374185	-0,025437	-0,0107692
h	,00290561	,00541398	-0,00770561	,0135168
p	0,925699	0,130064	0,670777	1,18062

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 38.

ANOVA (análisis de varianza) del modelo 4-LI

Fuente	Suma de cuadrados	Df	Media cuadrada
Modelo	17827,3	3	5942,42
Residuos	1059,9	932	1,13723
Total	18887,2	935	-
Total (Corr.)	897,592	934	-

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 39.

Resumen de estadísticos del modelo 4-LI

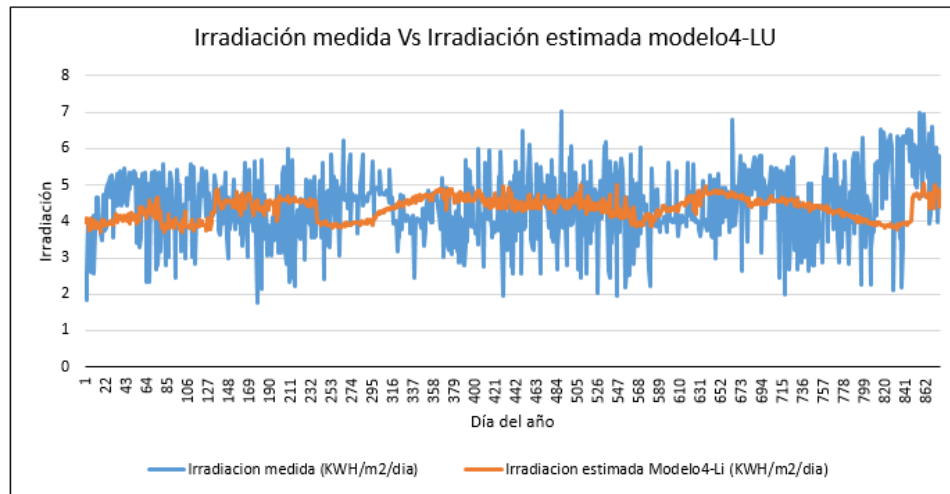
R-Cuadrada=0.0%
R.caudarada (ajustada para d.f)=0.0%
Error estandar de la estimación=1,06641
Error absoluto medio=0,861972
Etadística Durbin-Watson=1,28628
Residuo de retardo 1 Autocorrelación=0,354463

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

El estadístico R-Squared indica que el modelo como corresponde explica el 0% de la variabilidad en la irradiación. El estadístico ajustado R-cuadrado es de 0 %. Calculando los valores de irradiación con la ecuación 31, se obtuvo la gráfica de la figura 43, que ilustra los valores irradiación medida versus los valores de irradiación estimados con el modelo 4 de LI.

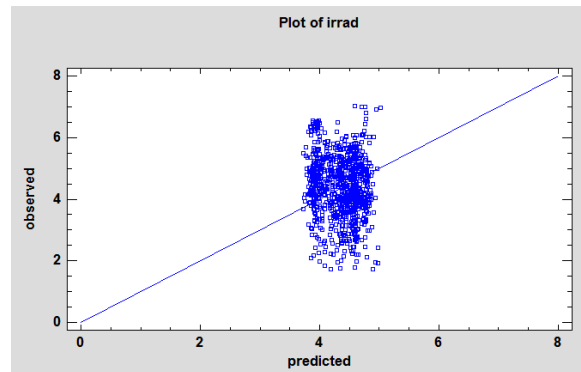
Las gráficas de los valores observados versus la irradiación estimada y los residuos versus radiación estimada por el mismo modelo, se presentan en las figuras 44 y 45, respectivamente y confirman que la distribución de valores observados y residuos respecto a las líneas de 45° y horizontal a 0° que el modelo no estima adecuadamente la irradiación a partir de los valores de temperatura.

Figura 43.



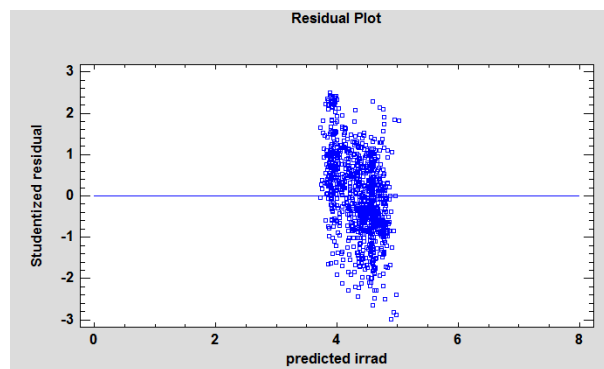
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 44.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 45.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

2.4.4.1. Modelo 4- LI corregido. Analizando los valores de apalancamiento el modelo obtenido es el siguiente:

$$R_s = (-0.01869 * T_{max} + 0.0037274 * T_{min} + 0.922539) * R_e \quad (32)$$

Los parámetros y análisis de los estadísticos son los siguientes:

Tabla 40.

Parámetros estadísticos del modelo 4-LI-Corregido

Parámetro	Estimación	Asintótico Error estándar	Asintótico	95%
			Intervalo de confianza	
			Inferior	Superior
g	-0,01869	0,00385336	-0,0262425	-0,0111376
h	0,0037274	0,00594216	-0,00791907	0,0153738
p	0,922539	0,137003	0,654017	1,19106

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 41.

ANOVA (análisis de varianza) del modelo 4-LI-Corregido

Parámetro	Estimación	Asintótico Error estándar	Asintótico	95%
			Intervalo de confianza	
			Inferior	Superior
g	-0,01869	,00385336	-0,0262425	-0,0111376
h	,0037274	,00594216	-0,00791907	,0153738
p	0,922539	0,137003	0,654017	1,19106

Nota. Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 42.

Resumen de estadísticos del modelo 4-LI-Corregido

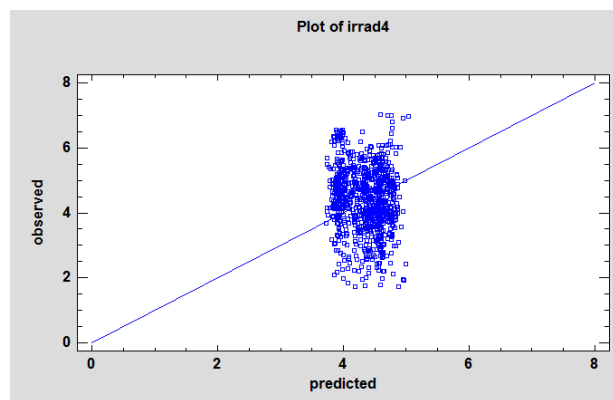
R-Cuadrada=0.0%
R.cuadrada (ajustada para d.f)=0.0%
Error estándar de la estimación=1,06983
Error absoluto medio=0,86524
Etadística Durbin-Watson=1,29442

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

El estadístico R-Squared indica que el modelo explica el 0% de la variabilidad en la irradiación. El estadístico ajustado R-cuadrado es de 0 %.

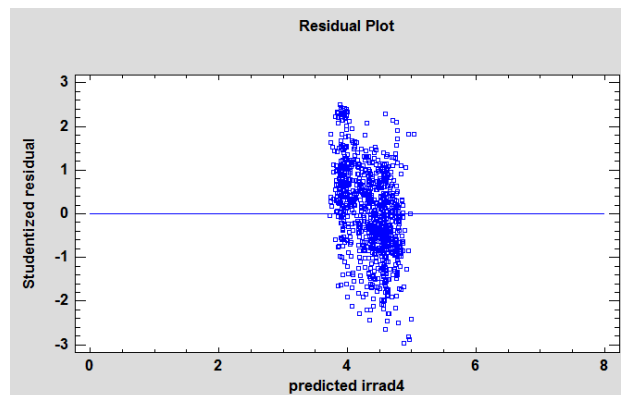
Es decir, no existe ajuste alguno entre los valores observados o medidos y los calculados con el modelo analizado. Las gráficas de los valores observados versus la irradiación estimada y los residuos versus radiación estimada por el mismo modelo, se presentan en las figuras 46 y 47 respectivamente, confirman, de acuerdo con la distribución de valores observados y residuos respecto a las líneas de 45° y horizontal a 0°, que el modelo no estima adecuadamente la irradiación a partir de los valores de temperatura.

Figura 46.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 47.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

2.4.5. Modelo de Bristow-Campbell. Los resultados de la aplicación del modelo de BRISTOW-CAMPBELL de la ecuación 18 se describen utilizando la respuesta generada por el software SPSS.

Tabla 43.

Parámetros estadísticos del modelo BRISTOW-CAMPBELL

Estimación de parámetros			Intervalo de confianza de 95%	
Parámetro	Estimación	Error estándar	Límite inferior	Límite superior
a	0,444	,004	0,437	0,451
b	0,41	1,126	-1,799	2,62

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

La ecuación general es:

$$R_s = c * (1 - e^{-d * \Delta T^{2.4}}) * R_e \quad (33)$$

A partir de la estimación de parámetros del SPSS: $c=a=0.444$ y $d=0,410$. Por tanto, el modelo obtenido es:

$$R_s = 0,444 * (1 - e^{-0.410 * \Delta T^{2.4}}) * R_e \quad (34)$$

Los parámetros y análisis de los estadísticos son los siguientes:

Tabla 44.

ANOVA (análisis de varianza) del modelo BRISTOW-CAMPBELL

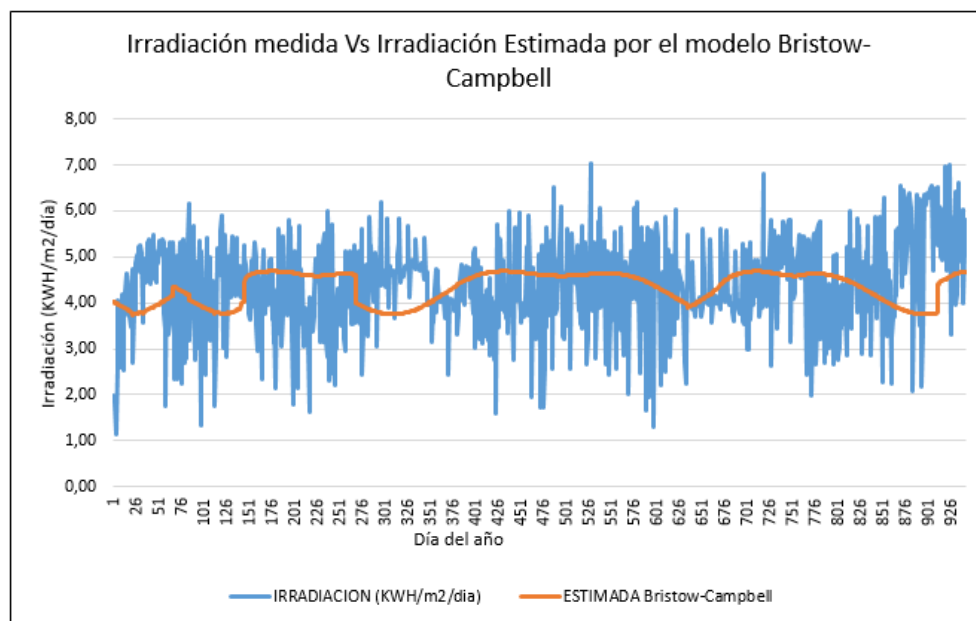
Modelo	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática
Regresión	17751,927	2	8875,964
Residuo	1.151	940	1,224
Total sin corrección	18.903	942	
Total corregido	956,236	941	

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Los cálculos de los valores de irradiación con la ecuación 34, permitieron obtener la gráfica de la figura 48, que ilustra los valores irradiación medida versus los valores de irradiación estimados con el modelo de Bristow-Campbell.

Como se puede observar, el modelo no estima adecuadamente la irradiación solar.

Figura 48.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

2.4.6. Modelos con redes neuronales. El tipo de red neuronal seleccionada corresponde a Feed-Forward backpropagation, programada en Matlab 2015b, teniendo en cuenta los siguientes aspectos (Khatib, 2016):

- Para el entrenamiento de las redes se utilizaron 677 datos por cada variable medida de irradiación solar diaria (KWh/m2/día), temperatura máxima diaria (°C), temperatura mínima diaria (°C), Temperatura media (°C), radiación solar extraterrestre diaria (KWh/m2/día) y humedad relativa media diaria (%), correspondiente al 70% del total de datos disponibles medidos por la estación las Flores del IDEAM.

- Para el proceso de validación (simulación) se utilizaron 258 datos medidos por variable, que corresponden al 30% del total de datos. El total de datos medidos y calculados (radiación extraterrestre) es 5610.
- El entrenamiento y simulación se llevó a cabo en el software Matlab 2015b utilizando el toolbox nntool, el cual permitió la simulación de varias redes neuronales artificiales, iniciando con la variable delta de temperatura ($T_{max}-T_{min}$) como vector de entrada y la irradiación solar diaria como target u objetivo a alcanzar.

Sucesivamente se realizó el diseño de redes neuronales con 2 variables de entrada como delta de temperatura y radiación extraterrestre, con 3 variables de entrada como temperatura máxima, mínima y radiación extraterrestre y por último se programó una red con 4 entradas correspondientes a temperatura máxima, mínima, humedad relativa y radiación extraterrestre.

La cantidad de neuronas inicial fue de una y dos capas en la estructura básica, una de entrada y una oculta de salida con una neurona. Debido a los resultados bastante deficientes en la estimación de los target con estas características de red, se incrementó la cantidad de neuronas en la capa de entrada al igual que la cantidad de capas de la misma red. Como resultado final se obtuvieron tres redes neuronales con porcentajes de R mayor que los obtenidos con los modelos aplicados anteriormente para el ajuste de puntos con regresión lineal y no lineal, cuyos resultados se describen a continuación.

2.4.6.1. Red neuronal 1 (Red1). Conformada por tres variables de entradas, temperatura máxima diaria ($^{\circ}\text{C}$), temperatura mínima diaria ($^{\circ}\text{C}$) y radiación solar extraterrestre diaria ($\text{KWh/m}^2/\text{día}$) y una variables de salida o target constituida por la irradiación solar diaria

(KWh/m²/día). Dos capas, una oculta y una de salida y 1000 neuronas en la capa oculta. Las características generales de la red son:

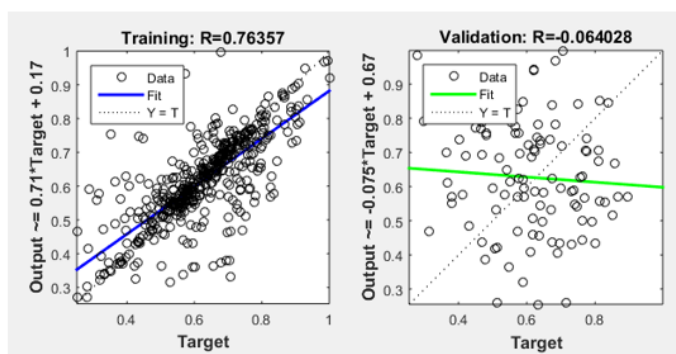
Tabla 45. *Parámetros de la red neuronal artificial (Red1)*

Tipo de red	Feed-foward backprop
Función de entrenamiento	TRAINLM
Función de aprendizaje adaptativo	LEARNGDM
Rendimiento de la función	MSE
Cantidad de capas	2
Cantidad de neuronas de la capa 1	1000
Función de transferencia en capa 1	TANSIG
Cantidad de neuronas de la capa 2	1
Función de transferencia en capa 2	TANGIG

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

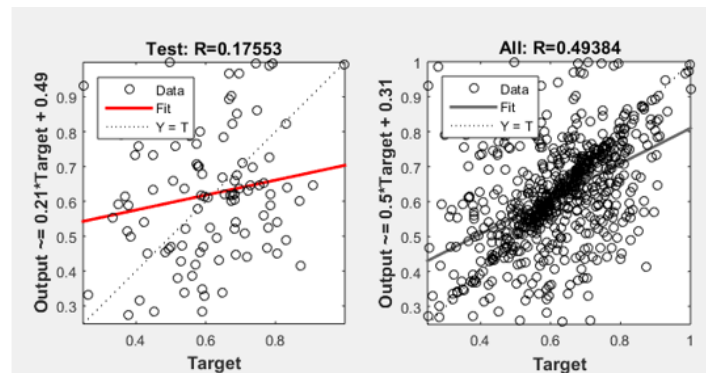
Los valores de los coeficientes de correlación para cada fase del desarrollo de la red Red1 se presentan en las figuras 49 y 50. El valor de $R=0,76357$ de la fase de entrenamiento explica el 76,35% de la variabilidad de la salida explicada por el aprendizaje adecuado de los target. El valor del mismo coeficiente que incluye todas las fases es de 49,38%, porcentaje mucho mayor que el obtenido en los modelos de temperatura explicados anteriormente. La grafica de irradiación medida versus estimada se presenta en la gráfica 51.

Figura 49.



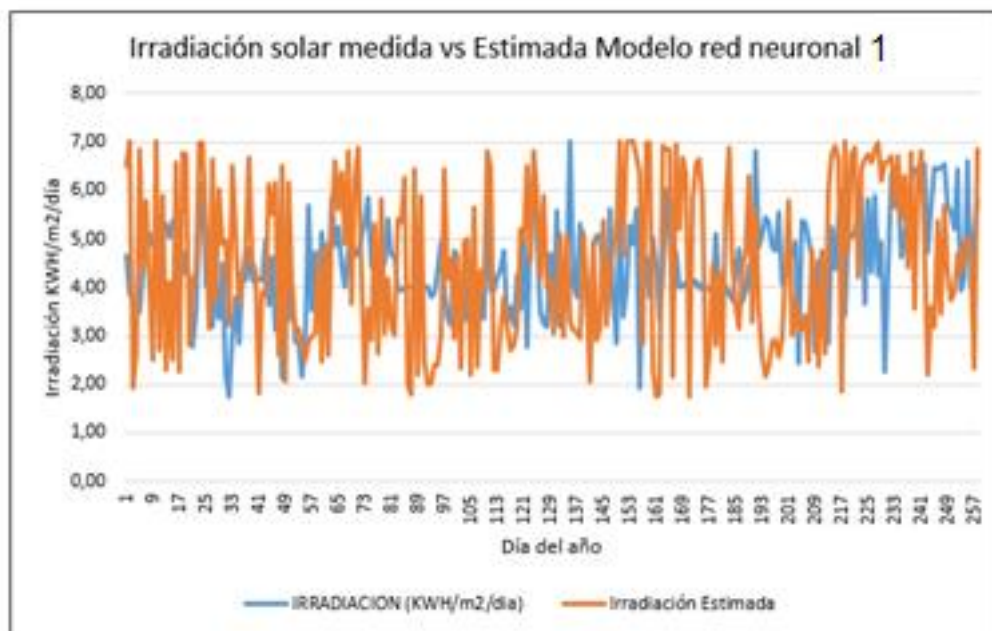
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 50.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 51.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

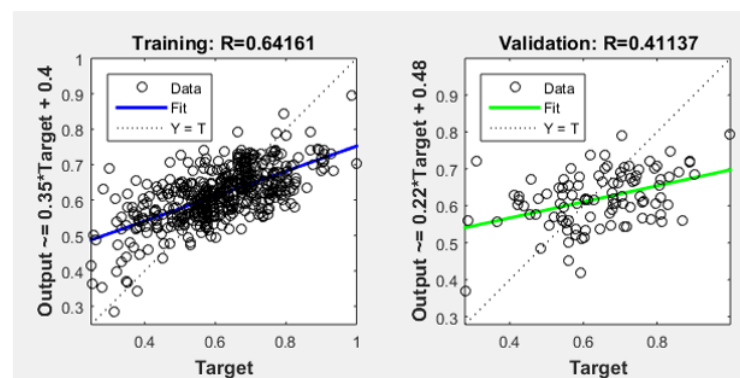
Los valores estimados por la Red1 no se aproximan a los valores medidos en todo el rango de datos, es decir, existen intervalos donde la estimación sobrestima los valores comprándolos con los medidos y en otros lo subestima con valores muy inferiores a los observados, razón por la cual en estos intervalos la red no calcula la irradiación adecuadamente.

2.4.6.2. Red neuronal 2 (Red2). Conformada por tres variables de entradas, temperatura máxima diaria (°C), temperatura mínima diaria (°C) y radiación solar extraterrestre diaria (KWh/m²/día) y una variable de salida o target constituida por la irradiación solar diaria (KWh/m²/día). Tres capas, dos oculta y una de salida y 100 neuronas en la capa oculta es la estructura de esta red.

Los valores de los coeficientes de correlación para cada fase del desarrollo de la red Red2 se presentan en las figuras 52 y 53. El valor de $R=0,64161$ de la fase de entrenamiento explica el 64,16% de la variabilidad de la salida explicada por el aprendizaje adecuado de los target. El valor del mismo coeficiente que incluye todas las fases es de 51,54%, porcentaje mucho mayor que el obtenido en los modelos de temperatura explicados anteriormente y la Red1, para el target irradiación solar diaria.

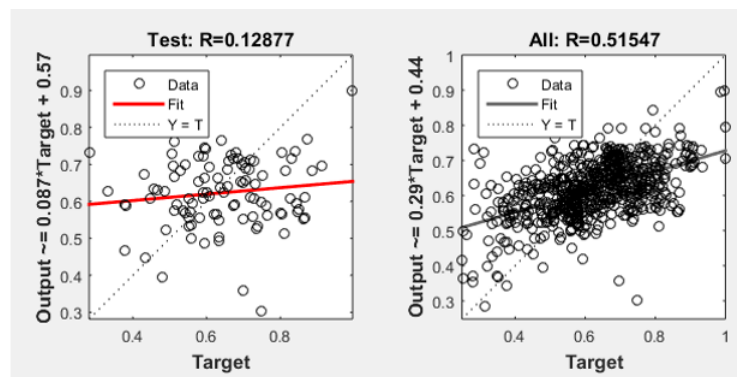
Los valores estimados por la Red 2 no se aproximan a los valores medidos en todo el rango de datos, es decir, existen intervalos donde la estimación sobrestima los valores comprándolos con los medidos y en la mayoría de intervalos la subestima, es decir, son menores que los observados.

Figura 52.



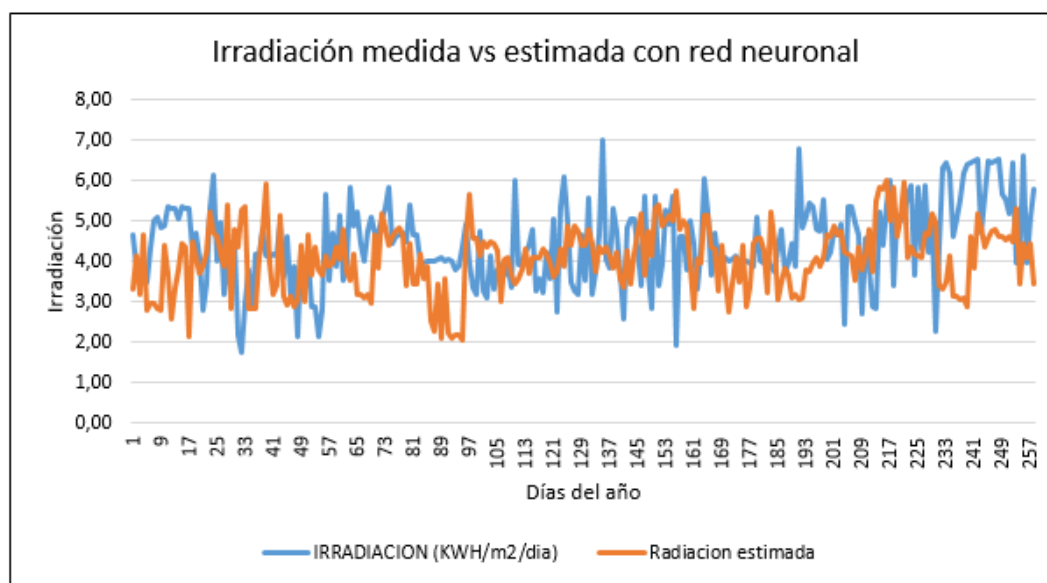
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 53.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 56.

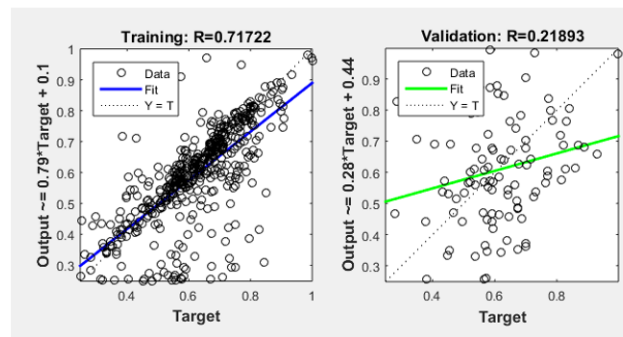


Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

2.4.6.3. Red neuronal 3 (Red3). Conformada por cuatro variables de entradas, temperatura máxima diaria (°C), temperatura mínima diaria (°C), radiación solar extraterrestre diaria (KWh/m²/día) y humedad relativa media diaria y una variable de salida o target constituida por la irradiación solar diaria (KWh/m²/día). Dos capas, una oculta y una de salida y 1000 neuronas en la capa oculta, es la configuración de esta red.

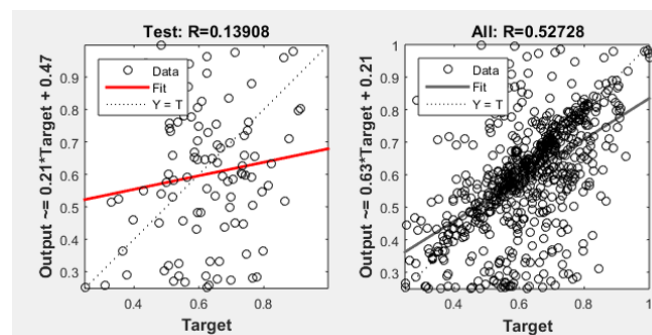
Los valores de los coeficientes de correlación para cada fase del desarrollo de la red Red3 se ilustran en las figuras 55 y 56. El valor de $R=0,7172$ de la fase de entrenamiento explica el 71,72% de la variabilidad de la salida en el aprendizaje es adecuado respecto los target. El valor del mismo coeficiente que incluye todas las fases es de 52,72%, porcentaje mucho mayor que el obtenido en los modelos de temperatura explicados anteriormente y la Red1 y Red2, para el target irradiación solar diaria.

Figura 55.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 56.

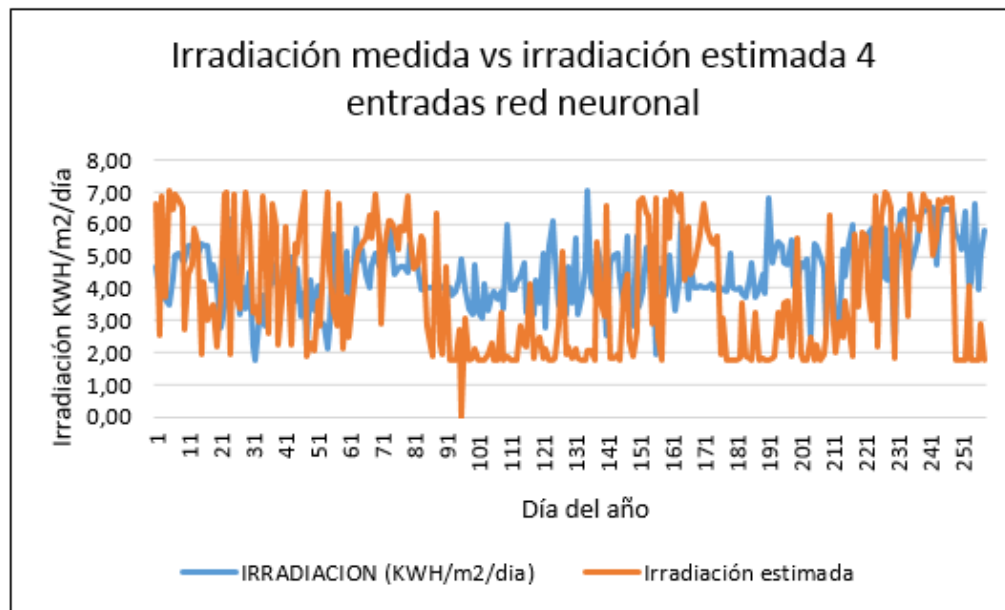


Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Sin embargo, los valores estimados por la RED 3 no se aproximan a los valores medidos en todo el rango de datos, es decir, existe un intervalo donde la estimación es muy aproximada y en

los demás rangos sobrestima los valores comprándolos con los medidos, es decir, son menores que los observados. En otros intervalos los valores sobrestiman a los medidos. Aproximadamente el 50% de valores son sobrestimados y el 50% son subestimados. La figura 57 permite observar la gráfica de los datos obtenidos con este modelo.

Figura 57.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

2.4.7. Modelo de Bird. La aplicación de modelos de transmitancia atmosféricas como el Bird, requiere conocer los datos horarios de diferentes componentes atmosféricos en detalle como la capa de ozono, la columna de agua y la profundidad de la capa óptica de aerosol (AOD) de la NASA. Esta entidad dispone de datos medidos diaria y mensualmente por año (con algunos faltantes) disponibles en la plataforma AERONET (Aerosol Robotic Network, 2016), razones que permiten asumir que para las diferentes horas del día respectivo evaluado con Bird se

utilizará los valores promedios mensuales, ya que son los únicos parámetros conocidos y pueden ser utilizados de esta forma explicada según Myers (2013)

La parametrización de este modelo requiere los datos de AOD (Giovanni, 2016) descritos en las tablas 46, 47, 48, 49, 50, 51 y 52 obtenidos de la NASA, al igual que los valores de la capa de ozono, la latitud=11,02°; la longitud=-74,49°; la zona de tiempo = -5; la presión 1013,25 mB; el AOD a 500nm y AOD a 380 nm (Aerosol Robotic Network, 2016), Ba=0,85 y Albedo=0,2 (son valores recomendados por el autor del modelo). El cálculo de la columna de agua precipitable se realiza indirectamente con los valores conocidos de temperatura y humedad relativa aplicando la ecuación A9 del apéndice A y B.

Tabla 46.

AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2009

MES	OZ en DU Año 2009	OZ en Cm Año 2009	AOD a 500nm	AOD a 388nm
Enero	252,554	0,253	0,201	0,323
Febrero	236,250	0,236	0,199	0,320
Marzo	251,542	0,252	0,298	0,479
Abril	259,446	0,259	0,299	0,482
Mayo	269,972	0,270	0,355	0,572
Junio	270,232	0,270	0,288	0,463
Julio	291,865	0,292	0,289	0,463
Agosto	299,152	0,299	0,310	0,499
Septiembre	288,054	0,288	0,260	0,419
Octubre	266,091	0,266	0,247	0,397
Noviembre	243,080	0,243	0,201	0,322
Diciembre	228,620	0,229	0,178	0,285

Nota: OZ es el espesor de la capa Ozono expresado en Unidades Dobson (DU), el cual corresponde a 0,01 mm en condiciones normales de presión y temperatura (1 atm y 0 °C). OZ en Cm es el espesor de la capa de ozono expresada en centímetros. AOD es la profundidad de la capa óptica de aerosol de la atmósfera expresada en nanómetros (nm)

Tabla 47.

AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2010

MES	OZ en DU Año 2010	OZ en Cm Año 2010	AOD a 500nm	AOD a 388nm
Enero	199,736	0,200	0,213	0,340
Febrero	211,625	0,212	0,268	0,428
Marzo	232,761	0,233	0,394	0,633
Abril	230,744	0,231	0,321	0,507
Mayo	234,490	0,234	0,308	0,494
Junio	255,318	0,255	0,286	0,461
Julio	279,892	0,280	0,296	0,476
Agosto	282,799	0,283	0,388	0,624
Septiembre	282,512	0,283	0,334	0,537
Octubre	282,065	0,282	0,261	0,420
Noviembre	262,783	0,263	0,224	0,361
Diciembre	261,608	0,262	0,234	0,376

Nota: OZ es el espesor de la capa Ozono expresado en Unidades Dobson (DU), el cual corresponde a 0,01 mm en condiciones normales de presión y temperatura (1 atm y 0 °C). OZ en Cm es el espesor de la capa de ozono expresada en centímetros. AOD es la profundidad de la capa óptica de aerosol de la atmósfera expresada en nanómetros (nm)

Tabla 48.

AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2011

MES	OZ en DU Año 2011	OZ en Cm Año 2011	AOD a 500 nm	AOD a 388 nm
Enero	256,036	0,256	0,190	0,305
Febrero	267,238	0,267	0,195	0,314
Marzo	256,036	0,256	0,301	0,478
Abril	244,636	0,245	0,380	0,610
Mayo	238,381	0,238	0,269	0,433
Junio	266,425	0,266	0,281	0,452
Julio	282,674	0,283	0,256	0,412
Agosto	292,380	0,292	0,311	0,500
Septiembre	290,273	0,290	0,269	0,432
Octubre	273,034	0,273	0,296	0,476
Noviembre	255,538	0,256	0,243	0,391
Diciembre	251,245	0,251	0,214	0,323

Nota: OZ es el espesor de la capa Ozono expresado en Unidades Dobson (DU), el cual corresponde a 0,01 mm en condiciones normales de presión y temperatura (1 atm y 0 °C). OZ en Cm es el espesor de la capa de ozono expresada en centímetros. AOD es la profundidad de la capa óptica de aerosol de la atmósfera expresada en nanómetros (nm)

Tabla 49.

AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2012

MES	OZ en DU Año 2012	OZ en Cm Año 2012	AOD a 500 nm	AOD a 388 nm
Enero	245,940	0,246	0,190	0,306
Febrero	250,625	0,251	0,216	0,347
Marzo	258,542	0,259	0,288	0,462
Abril	247,080	0,247	0,328	0,528
Mayo	265,054	0,265	0,284	0,457
Junio	278,423	0,278	0,277	0,444
Julio	297,000	0,297	0,281	0,451
Agosto	293,281	0,293	0,253	0,404
Septiembre	287,446	0,287	0,246	0,392
Octubre	261,345	0,261	0,346	0,556
Noviembre	247,250	0,247	0,229	0,368
Diciembre	247,380	0,247	0,214	0,214

Nota: OZ es el espesor de la capa Ozono expresado en Unidades Dobson (DU), el cual corresponde a 0,01 mm en condiciones normales de presión y temperatura (1 atm y 0 °C). OZ en Cm es el espesor de la capa de ozono expresada en centímetros. AOD es la profundidad de la capa óptica de aerosol de la atmosfera expresada en nanómetros (nm)

Tabla 50.

AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2013

MES	OZ en DU Año 2013	OZ en Cm Año 2013	AOD a 500 nm	AOD a 388 nm
Enero	256,04	0,26	0,19	0,30
Febrero	267,24	0,27	0,20	0,31
Marzo	256,04	0,26	0,30	0,48
Abril	244,64	0,24	0,38	0,61
Mayo	238,38	0,24	0,27	0,43
Junio	266,43	0,27	0,28	0,45
Julio	282,67	0,28	0,26	0,41
Agosto	292,38	0,29	0,31	0,50
Septiembre	290,27	0,29	0,27	0,43
Octubre	273,03	0,27	0,30	0,48
Noviembre	255,54	0,26	0,24	0,39
Diciembre	251,24	0,25	0,21	0,32

Nota: OZ es el espesor de la capa Ozono expresado en Unidades Dobson (DU), el cual corresponde a 0,01 mm en condiciones normales de presión y temperatura (1 atm y 0 °C). OZ en Cm es el espesor de la capa de ozono expresada en centímetros. AOD es la profundidad de la capa óptica de aerosol de la atmosfera expresada en nanómetros (nm)

Tabla 51.

AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2014

MES	OZ en DU Año 2014	OZ en Cm Año 2014	AOD a 500 nm	AOD a 388 nm
Enero	247,98	0,25	0,20	0,32
Febrero	242,52	0,24	0,26	0,42
Marzo	245,76	0,25	0,30	0,48
Abril	254,12	0,25	0,38	0,60
Mayo	263,98	0,26	0,32	0,52
Junio	263,93	0,26	0,32	0,51
Julio	286,80	0,29	0,28	0,45
Agosto	298,45	0,30	0,28	0,45
Septiembre	286,55	0,29	0,25	0,41
Octubre	267,44	0,27	0,25	0,40
Noviembre	243,87	0,24	0,22	0,36
Diciembre	240,58	0,24	0,17	0,27

Nota: OZ es el espesor de la capa Ozono expresado en Unidades Dobson (DU), el cual corresponde a 0,01 mm en condiciones normales de presión y temperatura (1 atm y 0 °C). OZ en Cm es el espesor de la capa de ozono expresada en centímetros. AOD es la profundidad de la capa óptica de aerosol de la atmósfera expresada en nanómetros (nm)

Tabla 52.

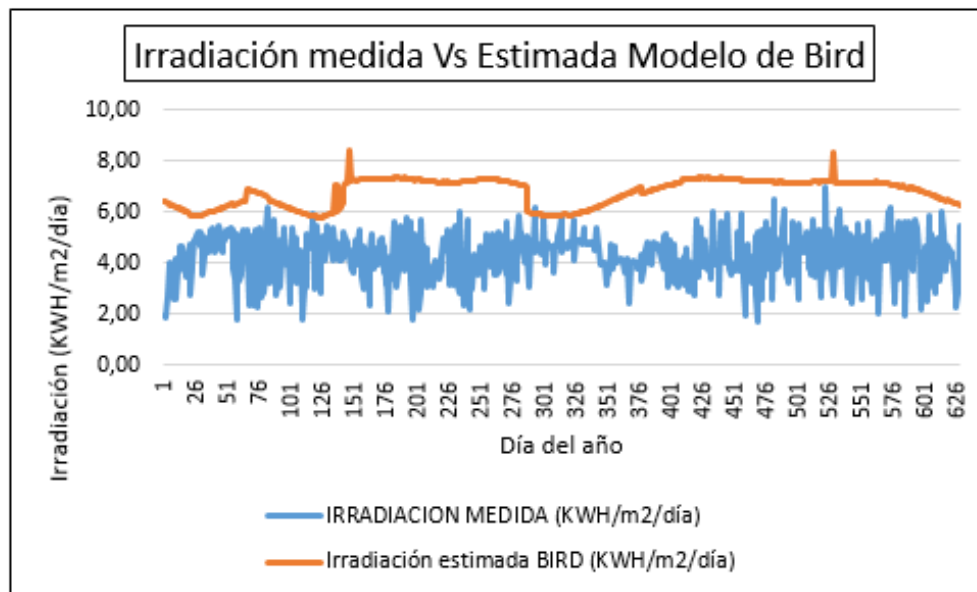
AOD y ozono para las longitudes de onda de 500nm y 388 nm año 2015

MES	OZ en DU Año 2015	OZ en Cm Año 2015	AOD 500 nm	AOD 388 nm
Enero	236,832	0,237	0,164	0,261
Febrero	249,649	0,250	0,201	0,323
Marzo	254,688	0,255	0,295	0,473
Abril	247,815	0,248	0,314	0,504
Mayo	247,457	0,247	0,356	0,571
Junio	259,891	0,260	0,257	0,412
Julio	276,818	0,277	0,225	0,361
Agosto	300,646	0,301	0,217	0,349
Septiembre	303,071	0,303	0,241	0,387
Octubre	271,875	0,272	0,231	0,371
Noviembre	258,714	0,259	0,232	0,372
Diciembre	236,908	0,237	0,157	0,251

Nota: OZ es el espesor de la capa Ozono expresado en Unidades Dobson (DU), el cual corresponde a 0,01 mm en condiciones normales de presión y temperatura (1 atm y 0 °C). OZ en Cm es el espesor de la capa de ozono expresada en centímetros. AOD es la profundidad de la capa óptica de aerosol de la atmósfera expresada en nanómetros (nm)

Los valores estimados con el modelo de Bird se presentan en la gráfica de la figura 58.

Figura 58.

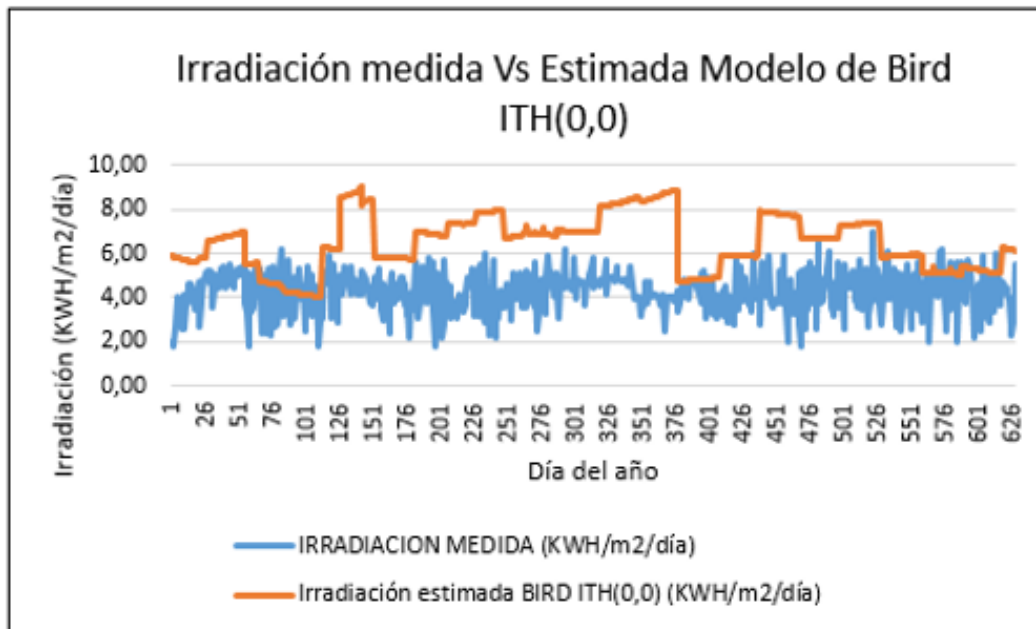


Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Con base en la gráfica de la figura anterior, se determina una sobrestimación bastante significativa respecto a los valores medidos por el IDEAM, la cual es estimada aplicando el cálculo de MBE en el capítulo 3, selección del modelo de predicción de irradiación solar.

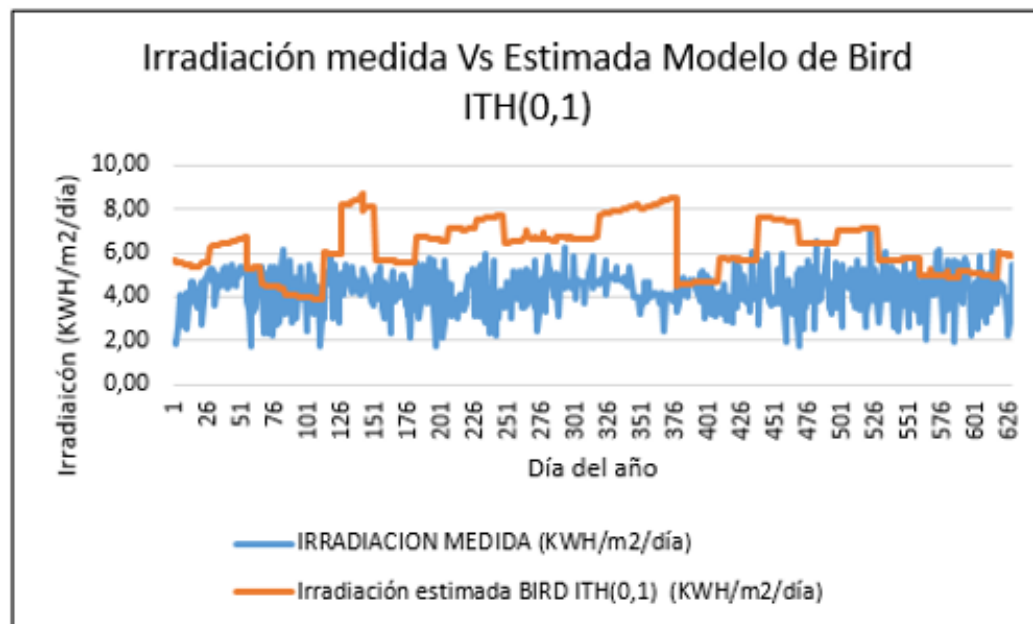
2.4.8. Modelo de Bird y Hulstrom. Esta misma consideración se aplica en el modelo de Bird y Hulstrom para valores de capa de ozono obtenida de la NASA, debido a que solo se encuentran disponibles datos diarios medidos por cada mes del año (con algunos faltantes), por lo cual se asume los valores promedios mensuales considerando que no varían en intervalos diarios (Myers, 2013) utilizados para efectos de cálculo con estos dos modelos en el presente trabajo. Los resultados obtenidos con este modelo se presentan en las figuras 59, 60, 61, 62 y 63.

Figura 59.



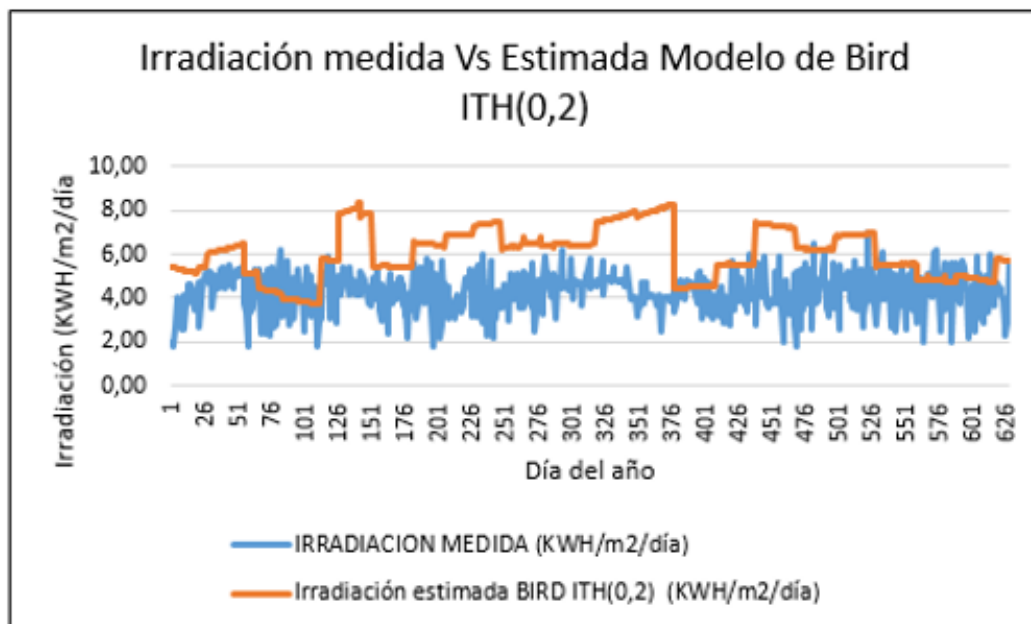
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 60.



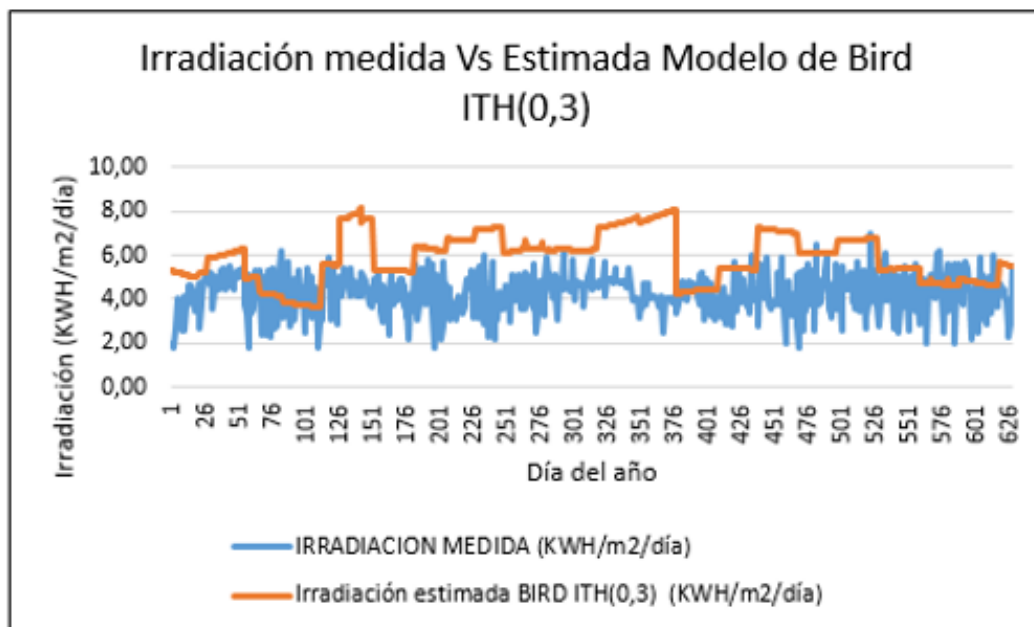
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 61.



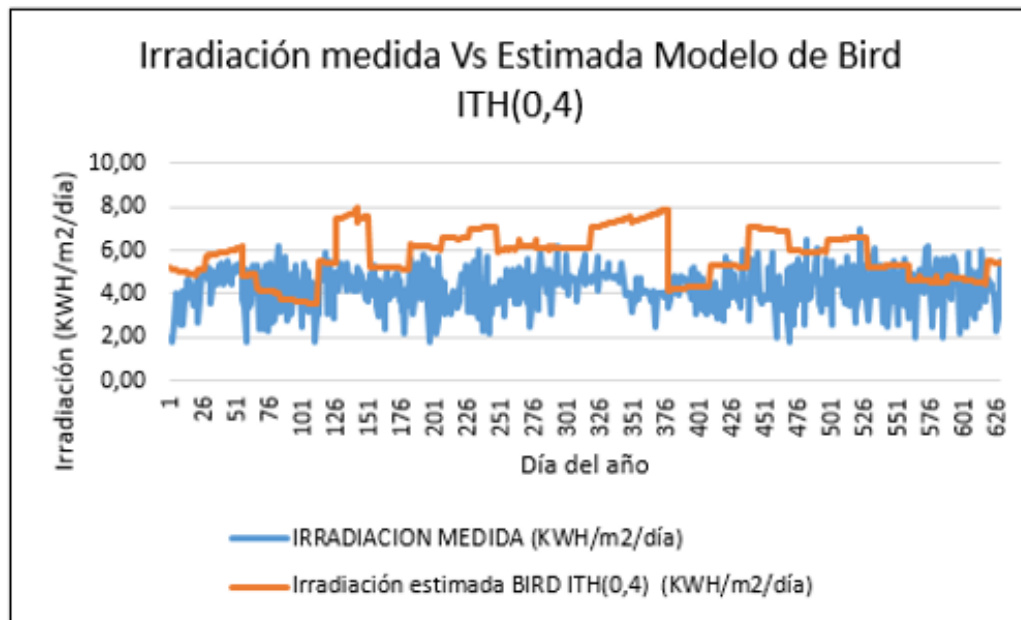
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 62.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 63.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

3. Selección del modelo de predicción de irradiación solar

3.1. Perfomance de los modelos de predicción. La precisión de un modelo de estimación, predicción u otro cualquiera que permita la obtención de valores a partir de ecuaciones matemáticas, requiere la evaluación estadística de la variable de estudio, con el fin de determinar la desviación de lo estimado respecto a lo observado o medido. Para el caso de la irradiación global horizontal obtenida con los modelos de estimación descritos y explicados anteriormente, fueron utilizados los indicadores Mean Bias Error (MBE), Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Porcentaje Error (MAPE), Mean Porcentaje Error (MPE) y Mean Absolute Bias Error (MABE) (Quej et al., 2016).

Los valores arrojados por estos indicadores, permiten interpretar el comportamiento aproximado del modelo evaluado, en virtud que los errores calculados se establecen mediante comparaciones promedios que deben ser corroborados de acuerdo con la aplicación que se realice de los datos. Es decir, es recomendable revisar las gráficas de las mediciones existentes y compararlas con las estimaciones de cada modelo ya que algunas variaciones de signos pueden afectar el valor total e inducir a una decisión que no es la más adecuada.

De acuerdo con estos principios, se establecen a continuación los indicadores estadísticos que se utilizaron en el desarrollo de este trabajo como base o soporte para la selección del modelo de mejor perfomance acorde con los valores de irradiación solar de las bases de datos del IDEAM.

3.1.1. Mean Beas Error (MBE). Es un indicador de las desviación promedio de los valores predichos o estimados respecto a los valores medidos u observados. Un valor positivo indica sobrestimación de los valores y un valor negativo representa subestimación de los mismos. Indica la sobrestimación o subestimación del valor predicho respecto al valor medio. Es

decir, relaciona el sesgo de lo estimado respecto a la medida de las observaciones que se comparan con los valores predichos. La unidad es KWh/m²/día. La ecuación siguiente permite calcular este indicador

$$MBE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Ve_i - V_{m_i}) \quad (35)$$

Donde: N es la cantidad de observaciones; Ve es el valor estimado aplicando el modelo respectivo y Vm es el valor medido o disponible en la estación meteorológica o base de datos

3.1.2. Root Mean Square Error (RMSE). Representa la variación de los valores estimados o predichos respecto a los valores observados (medidos). Un alto valor positivo de RMSE indica la existencia de una gran desviación de los datos estimados alrededor de los valores observados o medidos. La unidad de RMSE es KWh/m²/día. La ecuación para el cálculo es:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Ve_i - V_{m_i})^2} \quad (36)$$

Donde: N es la cantidad de observaciones; Ve es el valor estimado aplicando el modelo respectivo; Vm es el valor medido o disponible en la estación meteorológica o base de datos

3.1.3. Mean Absolute Porcentaje Error (MAPE): indica la desviación del valor predicho respecto al valor medido teniendo en cuenta el signo, expresando la respuesta en porcentaje del valor real. Es decir, que tanto se desvía el valor estimado en promedio del valor medido. Presenta una escala sensible ya que para volúmenes bajo de datos tiende a sesgar el porcentaje total hacía un alto valor en función de la cantidad de observaciones realizadas. Igualmente, si las magnitudes de las observaciones son pequeñas el cociente que involucra el cálculo del error tiende a ser un valor alto. La unidad de MAPE es porcentaje (%). La ecuación para el cálculo es:

$$\text{MAPE (\%)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Ve_i - Vm_i}{Vm_i} \right| * 100\% \quad (37)$$

Donde: N es la cantidad de observaciones; Ve es el valor estimado aplicando el modelo respectivo y Vm es el valor medido o disponible en la estación meteorológica o base de datos

3.1.4. Mean Porcentaje Error (MPE). Es un promedio del error de los valores estimados respecto a los observados o medidos, expresado en porcentaje. A diferencia del error MAPE no tiene en cuenta el valor absoluto, razón por la cual puede tener signo, indicando con esto la existencia de mayor cantidad de valores medidos mayores que los estimados. Es decir, porcentajes negativos significan subestimación de los valores estimados. La ecuación de este error es:

$$\text{MPE (\%)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{Ve_i - Vm_i}{Vm_i} \right) * 100\% \quad (38)$$

Donde: N es la cantidad de observaciones; Ve es el valor estimado aplicando el modelo respectivo y Vm es el valor medido o disponible en la estación meteorológica o base de datos

3.1.6. Mean Absolute Bias Error (MABE). A diferencia del error MBE ya descrito, este indicador tiene en cuenta el valor absoluto, razón por la cual será siempre positivo. Se expresa en KWh/m²/día.

$$\text{MABE (\%)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Ve_i - Vm_i| \quad (39)$$

Donde: N es la cantidad de observaciones; Ve es el valor estimado aplicando el modelo respectivo; Vm es el valor medido o disponible en la estación meteorológica o base de datos

Para el periodo inicial evaluado anteriormente se obtuvieron los siguientes resultados de la tabla 53 al aplicar los indicadores estadísticos explicados anteriormente.

Tabla 53.

Errores estadísticos de los modelos de predicción del periodo 2009-2014

MODELO/ERROR	MBE KWh/m ² /día	RMSE KWh/m ² /día	MAPE	MPE	MABE
Modelo 2-Hargreaves	-0,0347	1,0697	22,0716	5,5665	0,8621
Modelo 2a-Hargreaves Corregido	-0,0366	1,0697	22,0644	5,5230	0,8621
Modelo 3-Hunt	-0,0064	0,9764	20,1056	5,9833	0,7749
Modelo 3a-Hunt Corregido	0,0026	0,9765	20,1450	6,2004	0,7748
Modelo 4 de LI	-0,0324	1,0647	22,0547	5,6118	0,8619
Modelo 4a- de LI Corregido	-0,0339	1,0647	22,0489	5,5775	0,8619
Modelo 5 de Bristow- Campbell	-0,0605	1,0805	22,0423	4,9214	0,8677
RED1 (SIM)	0,0651	1,8404	38,0597	6,647	1,5791
RED2 (SIM)	-0,3829	1,3116	24,8637	-3,189	1,0467
RED3 (SIM)	-0,5583	2,1569	42,823	-8,2782	1,8294
BIRD	2,5573	2,7922	70,1625	70,145 7	2,5583
BIRD-HUL ITH(0,0)	2,2649	2,7039	62,68	61,444 6	2,3323
BIRD-HUL ITH(0,1)	2,0203	2,4816	57,1825	55,404 7	2,1158
BIRD-HUL ITH(0,2)	1,8214	2,3051	52,8493	50,490 9	1,9466
BIRD-HUL ITH(0,3)	1,6597	2,1649	49,4138	46,493 1	1,8137
BIRD-HUL ITH(0,4)	1,5282	2,0536	46,7039	43,240 2	1,71

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

3.2. Modelo de predicción seleccionado para el clima de Barranquilla

Con base en esta información se analizaron los diferentes errores estadísticos calculados para las variables disponibles en Barranquilla. Los modelos de temperatura presentan errores MBE negativos, indicando con ello la presencia de subestimación de valores de irradiación, a pesar de

tener los errores RMSE menores en comparación con los demás modelos. El error MBE del Modelo 3a-Hunt-Corregido, es 0,0026, valor menor de todos los modelos, sin embargo, al analizar la gráfica de la figura 40, el modelo subestima las irradiaciones en la mayoría de datos calculados. Por tanto, no es un modelo adecuado para el dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos.

Teóricamente, el modelo que mejor se ajusta a valores de irradiación medida con menor error MBE y RMSE de los restantes sin incluir los de temperatura por la razón ya explicada, corresponde al de red neuronal RED1 con $MBE=0,0651 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$, $RMSE=1,8404 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$, $MAPE=38,0597\%$; $MPE=6,647\%$ y $MABE=1,5791 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$.

Al analizar la gráfica de la figura 51, se determina que existen periodos en que los valores de irradiación son subestimaos por el modelo en mención. Además, para efectos prácticos de dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos se requiere conocer la irradiación global horizontal promedio por cada mes del año de la mayor cantidad de datos posibles, hecho que se convierte en restricción para este tipo de modelo debido al mínimo porcentaje disponible hasta el año 2014 en la estación las Flores, Barranquilla, del IDEAM.

De acuerdo con esto, el modelo de Bird y Hulstrom de la atmosfera (0,4) representa en segundo lugar el que mejor ajusta las irradiaciones conocidas con $MBE=1,5282 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$; $RMSE=2,0536 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$; $MAPE=46,7039\%$; $MPE=43,2402\%$; y $MABE=1,71 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$. Sin embargo, de acuerdo con Guti et al. (2015), esta atmosfera presenta alta turbidez de acuerdo con los coeficientes de Armstrong, razón por la cual se selecciona el modelo con atmosfera (0,2) con $MBE=1,8214 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$; $RMSE= 2,3051 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$; $MAPE=52,8493\%$; $MPE=50,4909\%$ y $MABE= 1,9466 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$, cuyas características de cielo despejado con

baja nubosidad reúne propiedades similares al clima de Barranquilla de acuerdo con el estudio realizado previamente en el capítulo 2 de este trabajo.

Igualmente, en comparación con el modelo de red neuronal, este último modelo analizado permite estimar con facilidad los valores de irradiación conociendo los parámetros atmosféricos del lugar evaluado, datos que son accesibles en portales de la NASA como AERONET o GIOVANNY, convirtiéndolo en una herramienta bastante útil.

3.2.1. Aplicación de los modelos a un segundo conjunto de datos. De acuerdo con las respuestas de los modelos aplicados al conjunto de datos anteriormente descritos, se realizó un segundo estudio del conjunto de valores existentes en la estación las Flores del IDEAM Barranquilla, teniendo en cuenta el periodo del 1 de Enero de 2013 hasta el 10 de Noviembre de 2013 (denominado Periodo-2), debido a la cantidad de datos sucesivos con características bastantes homogéneas, obteniéndose los resultados que a continuación se describen.

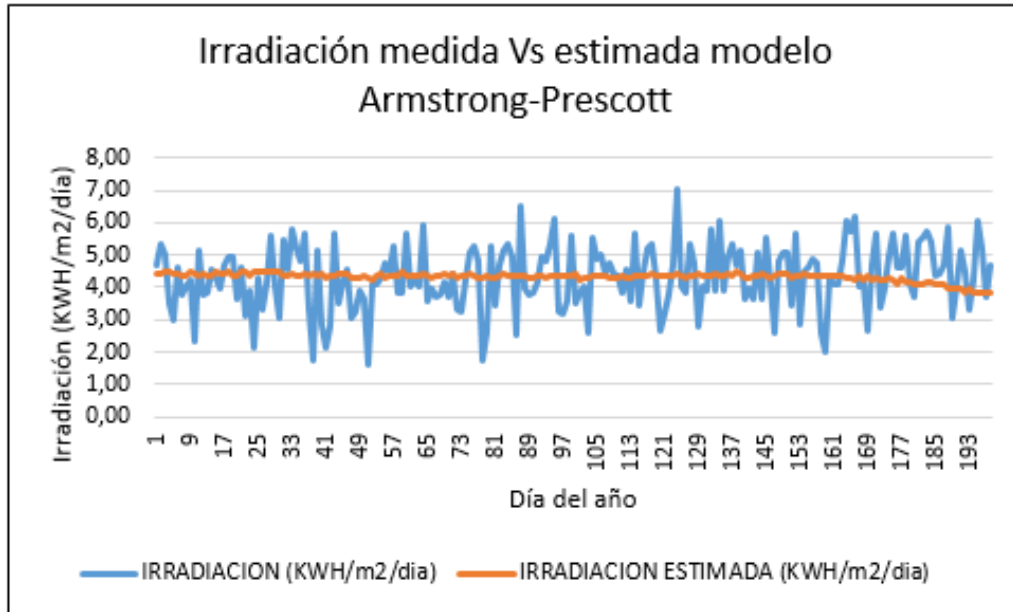
3.2.1.1. Modelo 1 de Armstrong-Prescott (A-P)-Periodo 2. El modelo que se determinó es expresado por la ecuación 40.

$$\frac{R_s}{R_e} = 0,431414 + - 0,0213338 * \frac{n}{N} \quad (40)$$

Donde: R_s es la irradiación solar diaria en $KWh/m^2/día$; R_e es la radiación solar extraterrestre en $KWh/m^2/día$; n es el brillo solar medido en horas y N es el brillo solar calculado en horas.

La grafica de la irradiación medida vs la irradiación estimada se presenta en la figura 64. Con base en esta información, se concluyó que la irradiación es subestimada por el modelo aplicado.

Figura 64.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

3.2.1.2. Modelo 2-Hargreaves-Periodo 2. El modelo que se determinó es expresado por la ecuación 41.

$$R_s = (0,0077366 * \sqrt{\Delta T} + 0,405778) * R_e \quad (41)$$

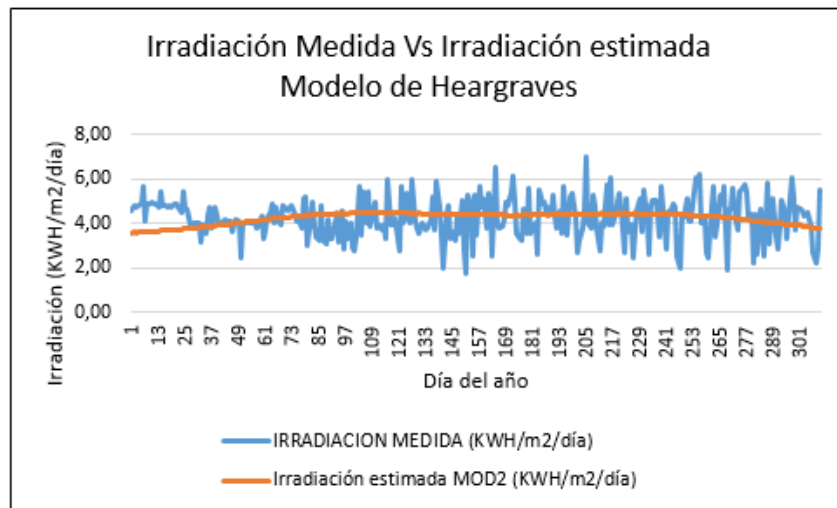
La grafica de la irradiación medida vs la irradiación estimada se presenta en la figura 65. Con base en esta información, se concluyó que la irradiación es subestimada por el modelo estudiado.

Las gráficas de la figura 66 y 67, permiten concluir que los valores medidos en comparación con los valores estimados, presenta un patrón que no corresponde a una distribución aleatoria de los puntos, lo que confirma un ajuste muy deficiente de las dos variables bajo estudio.

3.2.1.3. Modelo de Hunt-Periodo 2. El modelo que se determinó es expresado por la ecuación 42.

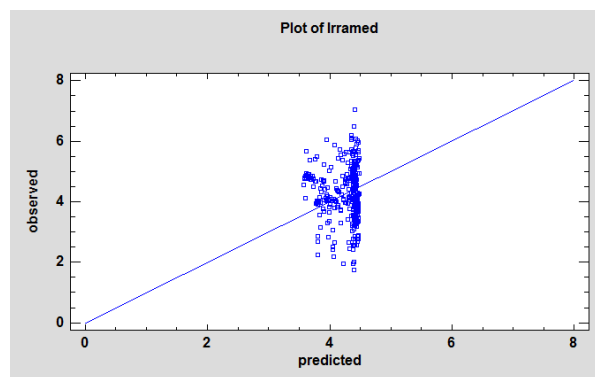
$$R_s = (0,0136457 * \sqrt{\Delta T}) * R_e + 3,94896 \quad (42)$$

Figura 65.



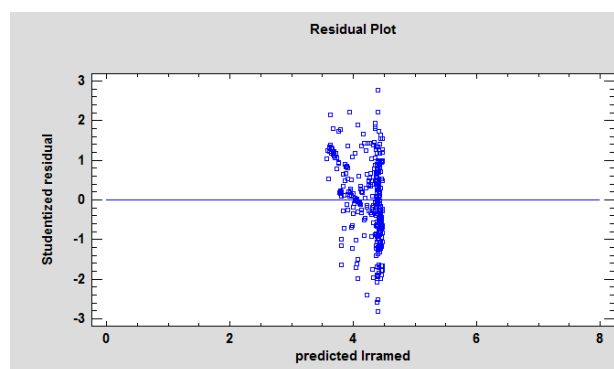
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 66.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

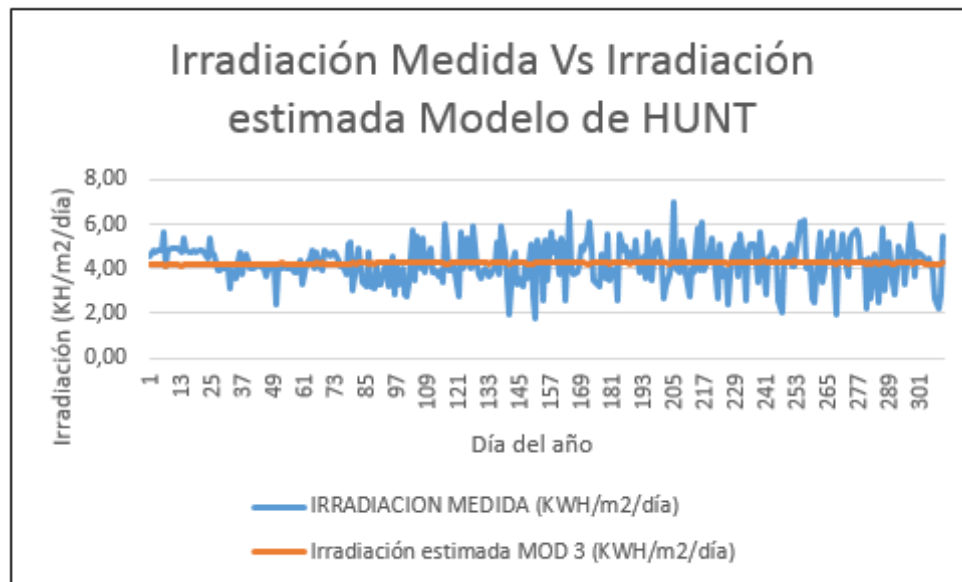
Figura 67.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

La grafica de la irradiación medida vs la irradiación estimada se presenta en la figura 68. Con base en esta información, se concluyó que la irradiación es subestimada por el modelo estudiado.

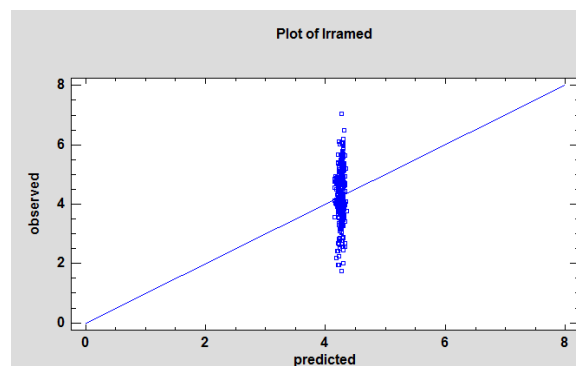
Figura 68.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

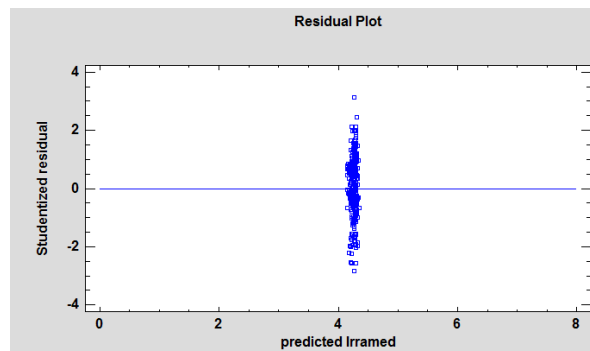
Las gráficas de la figura 69 y 70, permiten inferir que los valores medidos en comparación con los valores estimados, presenta un patrón diferente a una distribución aleatoria de los puntos, lo que confirma que existe una correlación muy deficiente de las dos variables analizadas.

Figura 69.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 70.



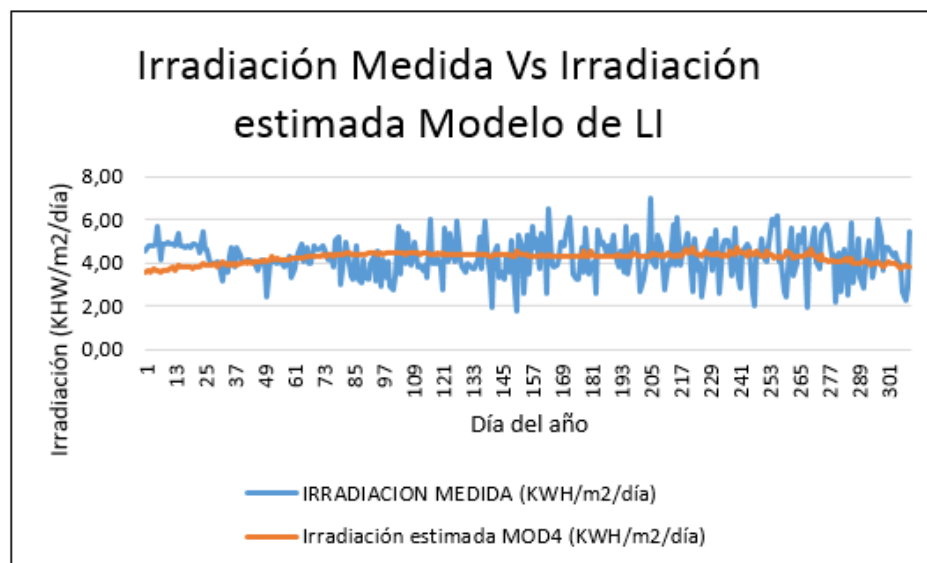
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

3.2.1.4. Modelo de LI-Periodo 2. El modelo que se determinó es expresado por la ecuación 43.

$$Rs = (0,0016984 * Tmax - 0,0111742 * Tmin + 0,655863) * Re \quad (43)$$

La grafica de la irradiación medida vs la irradiación estimada se presenta en la figura 71. Con base en esta información, se concluyó que la irradiación es subestimada por el modelo estudiado.

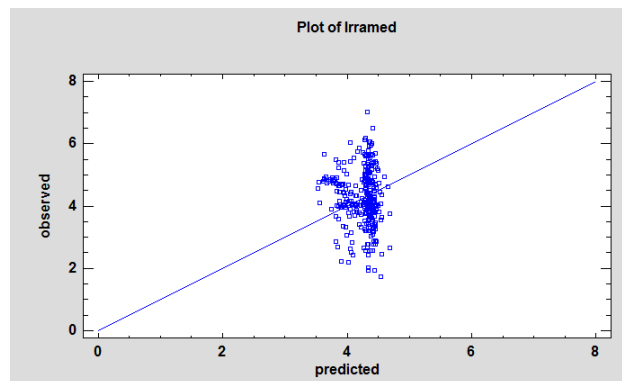
Figura 71.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

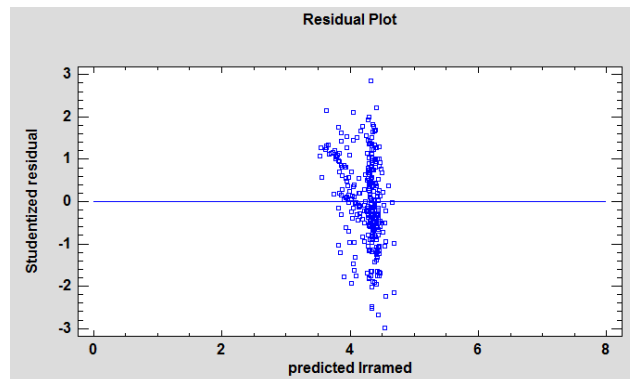
Las gráficas de la figura 72 y 73, permiten determinar que los valores medidos en comparación con los valores estimados, presenta un patrón de distribución aleatoria de los puntos sin seguir la línea recta a 45°, lo que implica la existencia de una correlación muy deficiente de las dos variables analizadas.

Figura 72.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 73.



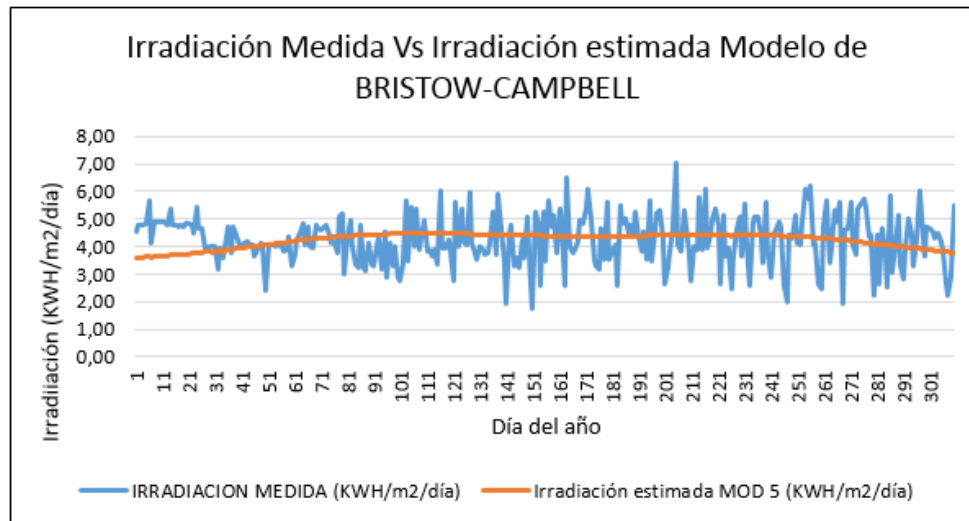
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

3.2.1.5. Modelo de Bristow-Campbell (BC)-Periodo 2. El modelo que se determinó es expresado por la ecuación 44.

$$Rs = 0,423351 * (1 - e^{-0,324213 * \Delta T^{2.4}}) * Re \quad (44)$$

La grafica de la irradiación medida vs la irradiación estimada se presenta en la figura 74. Con base en esta información, se concluyó que la irradiación es subestimada por el modelo estudiado.

Figura 74.



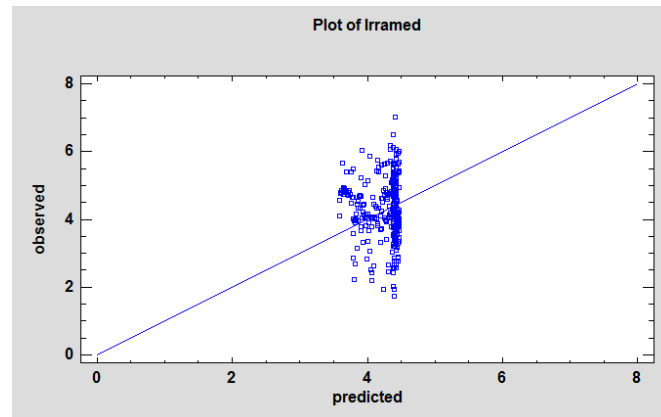
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

El modelo presenta subestimación de valores de irradiación, ya que la mayoría de valores estimados no se acercan a los valores máximos de las observaciones realizadas.

Las gráficas de la figura 75 y 76, permiten concluir que los valores medidos en comparación con los valores estimados, presenta un patrón de distribución aleatoria de los puntos sin seguir la línea recta a 45°, lo que establece una correlación muy deficiente de las dos variables analizadas.

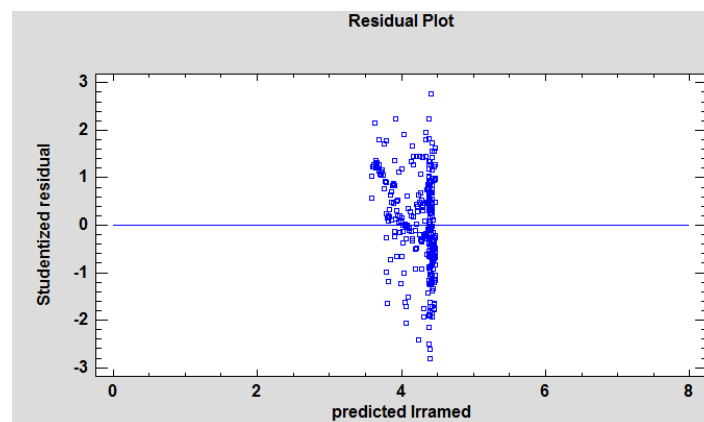
3.2.1.5. Red neuronal 1 (RED1- Periodo 2). Conformada por tres variables de entradas, temperatura máxima diaria (°C), temperatura mínima diaria (°C) y radiación solar extraterrestre diaria (KWh/m2/día) y una variable de salida o target constituida por la irradiación solar diaria (KWh/m2/día). Dos capas, una oculta y una de salida y 1000 neuronas en la capa oculta. Se aplica en datos del año 2013.

Figura 75.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 76.



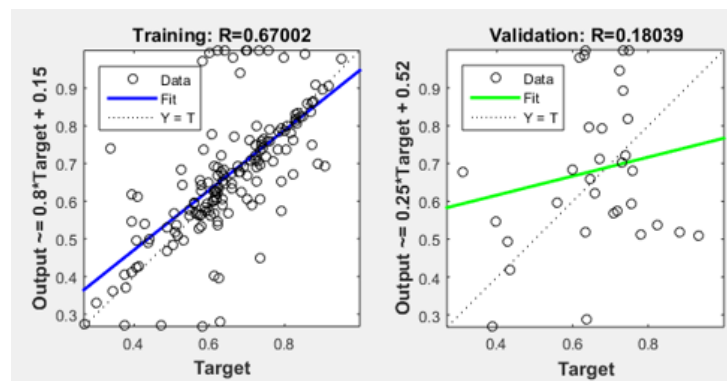
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Los valores de los coeficientes de correlación para cada fase del desarrollo de la red RED1-Periodo 2 se presentan en la figura 77 y figura 78. El valor de $R=0,67002$ de la fase de entrenamiento explica el 67,002% de la variabilidad de la salida en el aprendizaje es adecuado respecto los targets. El valor del mismo coeficiente que incluye todas las fases es de 54,559%.

3.2.1.6. Red neuronal 2 (RED2 Periodo 2). Conformada por tres variables de entradas, temperatura máxima diaria ($^{\circ}\text{C}$), temperatura mínima diaria ($^{\circ}\text{C}$) y radiación solar extraterrestre

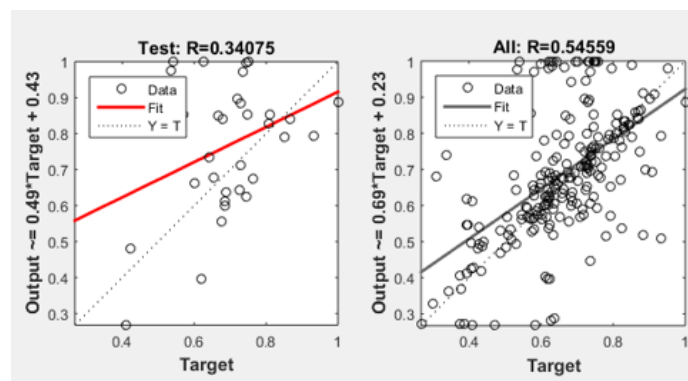
diaria (KWh/m2/día) y una variable de salida o target constituida por la irradiación solar diaria (KWh/m2/día).

Figura 77.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

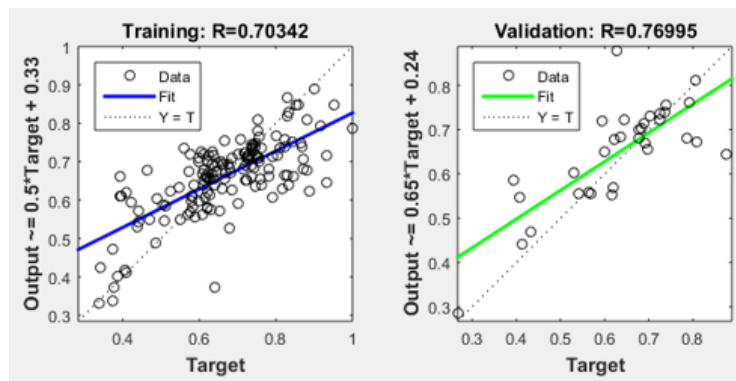
Figura 78.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

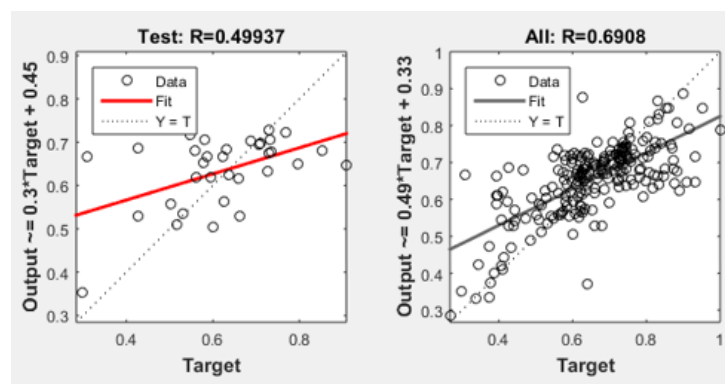
Se aplica a los datos del año 2013. Tres capas, dos oculta y una de salida y 100 neuronas en cada capa. Los valores de los coeficientes de correlación para cada fase del desarrollo de la red RED2- Periodo 2 se presentan en la figura 79 y figura 80. El valor de $R=0,70342$ de la fase de entrenamiento explica el 70,342% de la variabilidad de la salida en el aprendizaje es adecuado respecto los target. El valor del mismo coeficiente que incluye todas las fases es de 69,08%.

Figura 79.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 80.

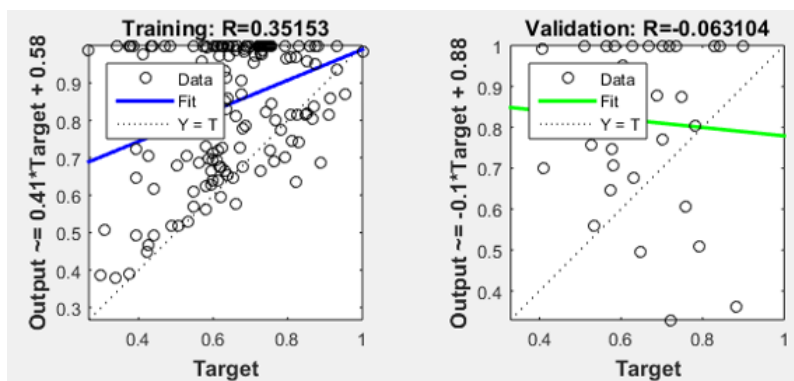


Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

3.2.1.6. Red neuronal 3 (RED3 Periodo-2). Conformada por cuatro variables de entradas, temperatura máxima diaria (°C), temperatura mínima diaria (°C), radiación solar extraterrestre diaria (KWh/m2/día) y humedad relativa media diaria y una variable de salida o target constituida por la irradiación solar diaria (KWh/m2/día). Los datos de entrada corresponden al año 2013. Dos capas, una oculta y una de salida y 1000 neuronas en la capa oculta es la configuración para esta red diseñada. Los valores de los coeficientes de correlación para cada fase del desarrollo de la red RED2- Periodo 2 se presentan en la figura 81 y figura 82. El valor de

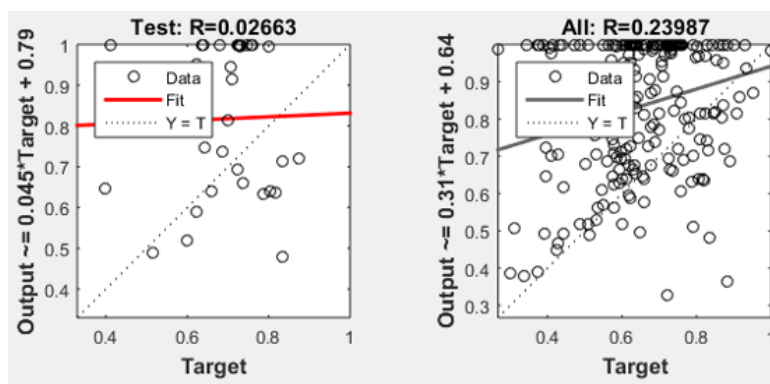
$R=0,70342$ de la fase de entrenamiento explica el 70,342% de la variabilidad de la salida en el aprendizaje es adecuado respecto los target. El valor del mismo coeficiente que incluye todas las fases es de 69,08%.

Figura 81.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

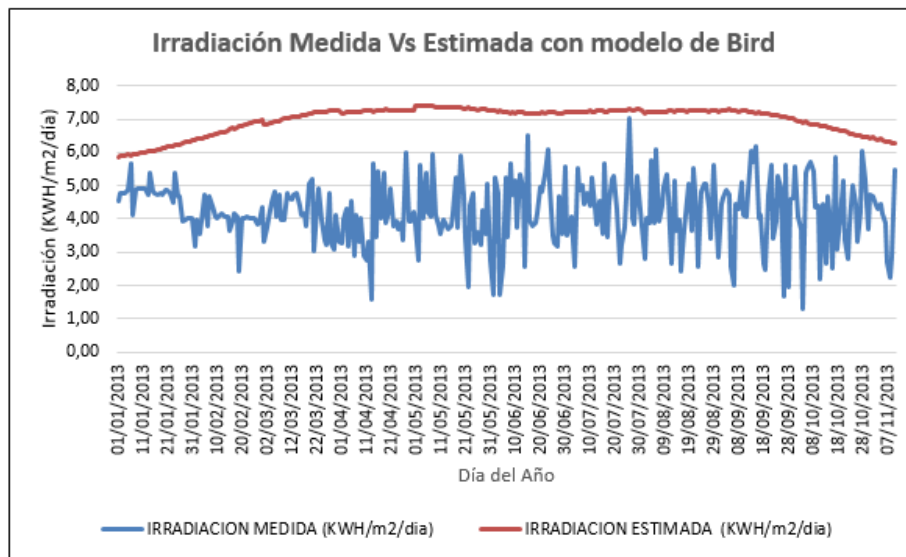
Figura 82.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

3.2.1.6. Modelo de Bird Periodo-2. Aplicando las ecuaciones respectivas descritas para este modelo, se obtuvieron los valores de irradiación indicados en la gráfica de la figura 83.

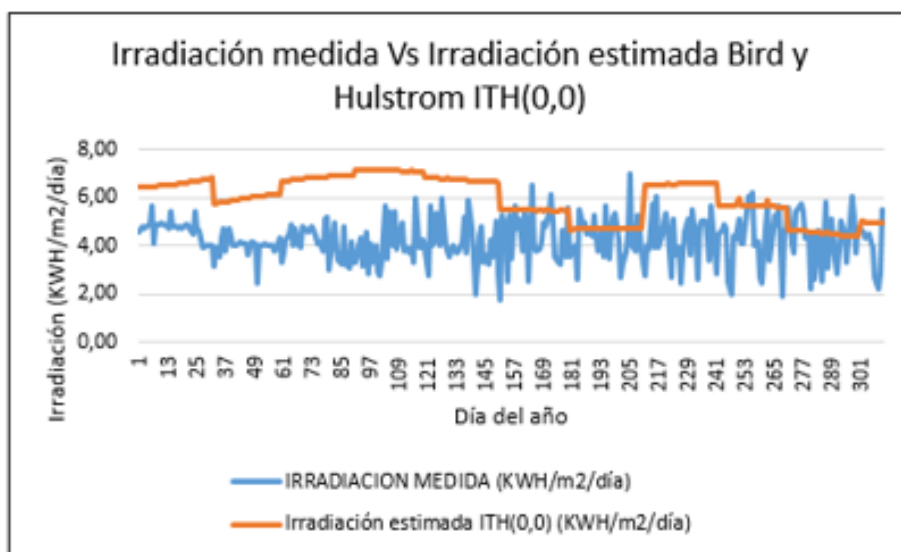
Figura 83.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

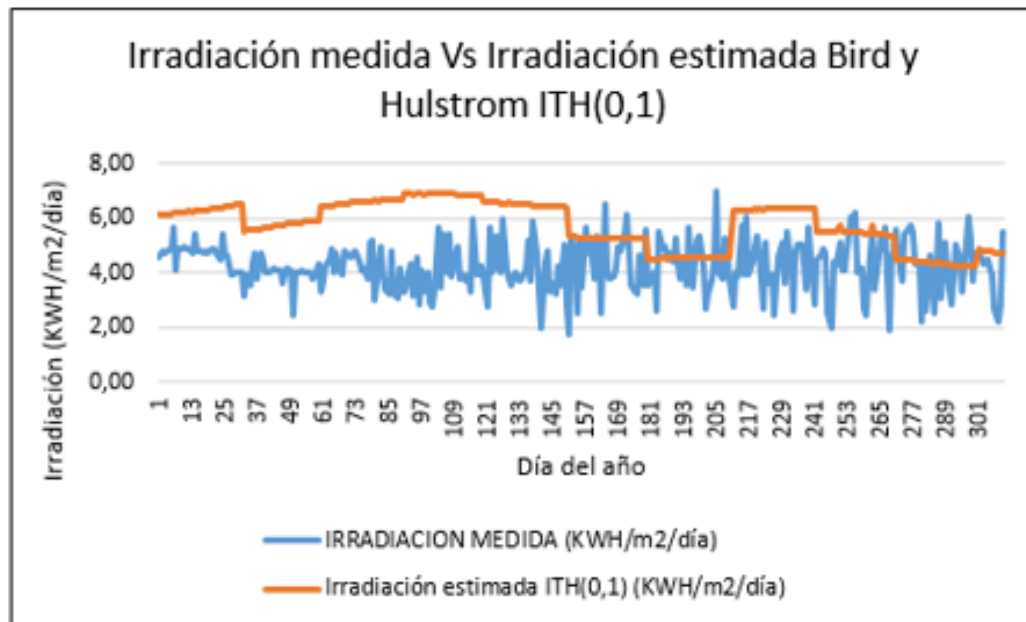
3.2.1.7. Modelo de Bird y Hulstrom Periodo-2. Con base en las ecuaciones descritas anteriormente en el presente trabajo, se determinaron los valores de irradiación según el modelo de Bird y Hulstrom para cada atmosfera representados en las siguientes figuras.

Figura 84.



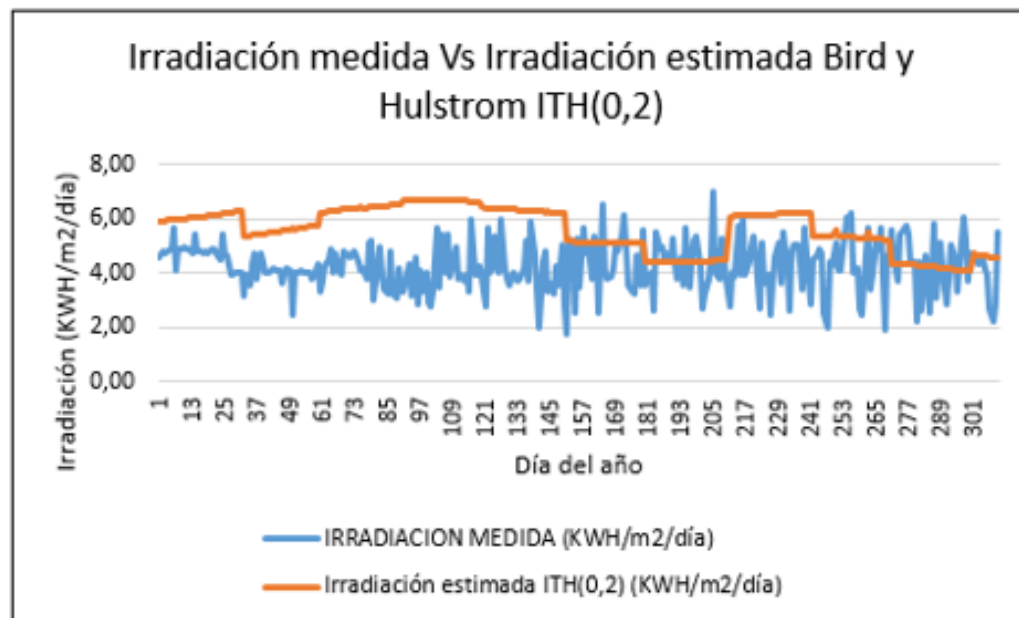
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 85.



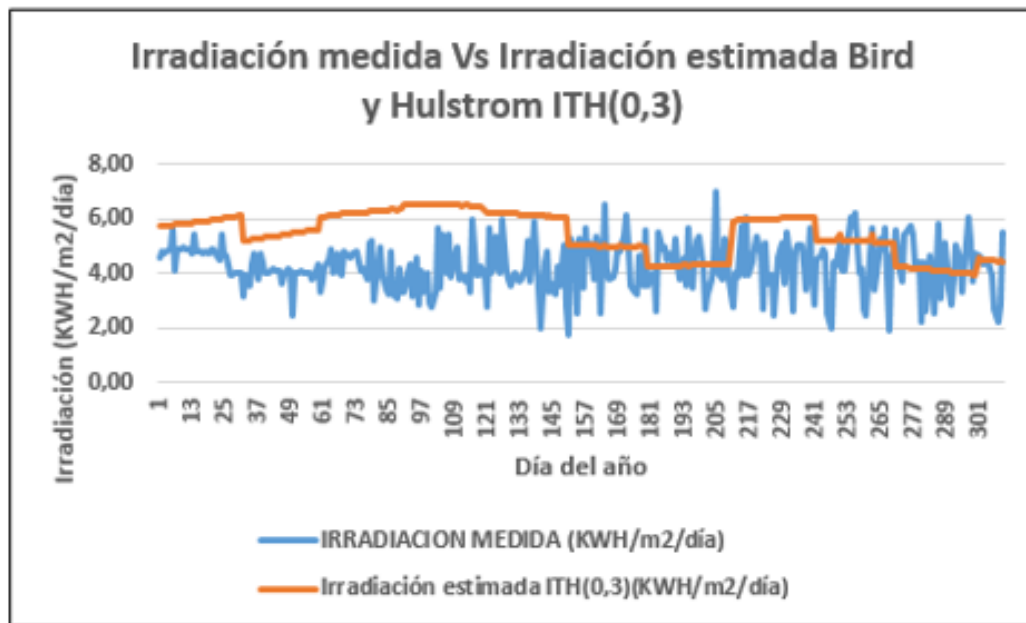
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 86.



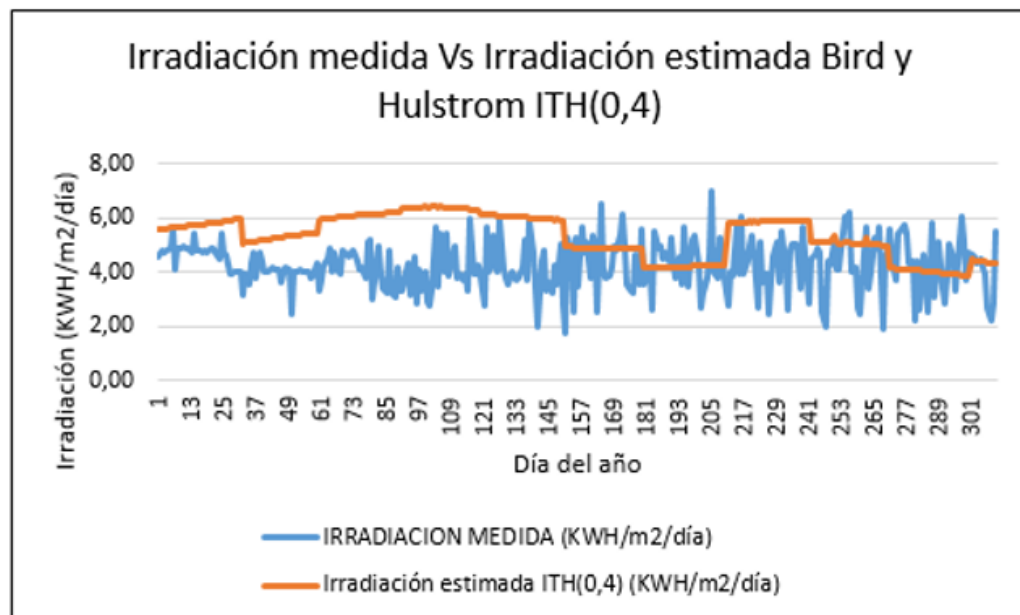
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 87.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 88.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

De acuerdo con la aplicación de los modelos para el periodo 2 mencionado, los errores calculados son presentados en la tabla 54, de la cual se concluye que los modelos de temperatura subestiman los valores de irradiación con similares características para el periodo 1 evaluado anteriormente. El modelo 3 de red neuronal, ilustrado en la figura 89, presenta el mejor ajuste con $MBE=0,4950 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$; $RMSE= 1,2779 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$; $MAPE=27,6202 \%$; $MPE=14,1858\%$ y $MABE= 1,0858 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$.

En comparación con el anterior análisis la configuración de esta red es diferente, con una sola capa oculta y 1000 neuronas, lo que disminuye la velocidad de procesamiento para mayor volumen de datos, de la misma forma que posee las restricciones de bajo volumen de mediciones disponible por parte del IDEAM.

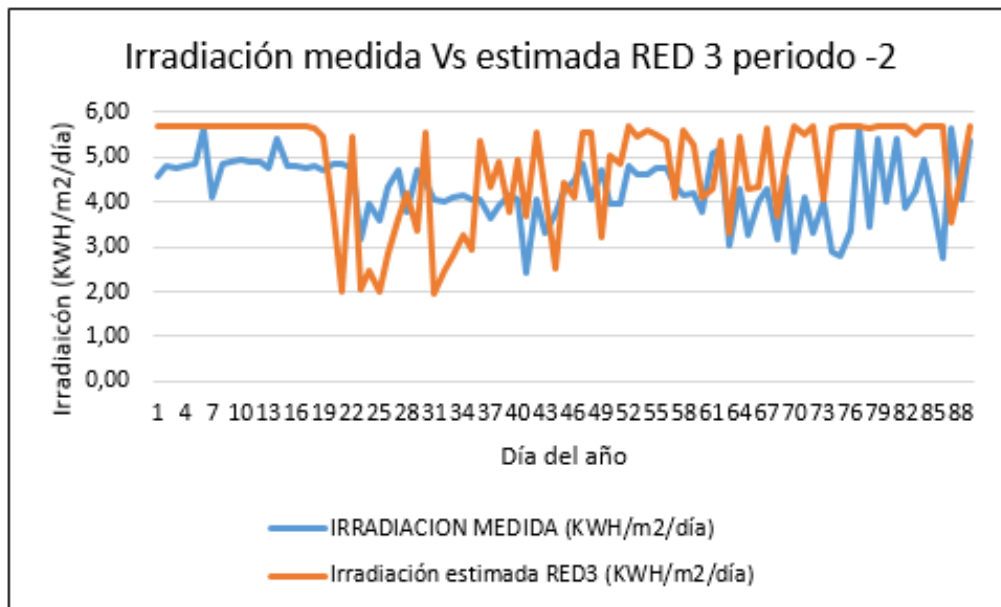
Tabla 54.

Errores estadísticos de los modelos de predicción del periodo 2013

Modelo/Error	MBE (KWh/m ² /día)	RMSE (KWh/m ² /día)	MAPE (%)	MPE (%)	MABE (KWh/m ² /día)
Hargreaves	-0,0170	0,9554	20,3949	5,0602	0,7756
Hunt	0,0010	0,8990	18,8993	5,3934	0,7141
Li	-0,0147	0,9520	20,2007	5,1376	0,7672
Bristow-campbell	-0,0170	0,9554	20,3694	5,0671	0,7748
Red1 (sim)	-1,5116	2,3840	50,4990	-33,1151	2,1515
Red2 (sim)	-0,6817	2,3840	50,4990	-33,1151	2,1515
Red3 (sim)	0,4950	1,2779	27,6202	14,1858	1,0858
Bird	2,7265	2,9157	73,3312	73,3312	2,7308
Bird-hul $I_{TH}(0,0)$	1,7322	2,1617	50,7191	48,4399	1,8683
Bird-hul $I_{TH}(0,1)$	1,5155	1,9781	46,0599	43,0634	1,6895
Bird-hul $I_{TH}(0,2)$	1,3382	1,8338	42,4185	38,6646	1,5514
Bird-hul $I_{TH}(0,3)$	1,1932	1,7205	39,5861	35,0658	1,4457
Bird-hul $I_{TH}(0,4)$	1,0746	1,6318	37,3416	32,1216	1,3628

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 89.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

El modelo de Bird y Hulstrom con atmosfera (0,4) arroja los menores errores, $MBE=1,0746 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$; $RMSE=1,6318 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$; $MAPE=37,3416\%$; $MPE= 32,1216 \%$ y $MABE= 1,3628 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$, sin embargo, de acuerdo con los criterios explicados anteriormente y por disponibilidad de información, el modelo de Bird y Hulstrom con atmosfera (0,2) es seleccionado para realizar el dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos y presenta $MBE=1,3382 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$; $RMSE= 1,8338 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$; $MAPE=42,4185\%$; $MPE=38,6646\%$ y $MABE= 1,5514 \text{ KWh/m}^2/\text{día}$, lo que le confiere un buen performance en segunda instancia como herramienta de estimación de la irradiación solar de acuerdo con los datos de la estación las Flores de Barranquilla.

Con base en los análisis efectuados de los errores de los diferentes modelos, las redes neuronales presentan el mejor performance para la estimación de la irradiación solar. Sin embargo, el modelo a utilizar para efectos de dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos es el

de Bird y Hulstrom debido a la estructura matemática determinística de la misma asociada con la disponibilidad de información en portales de la NASA y de temperatura y humedad relativa del IDEAM y otras entidades oficiales o privadas que prestan este servicio. Esto permite determinar la irradiación diaria en función de las temperaturas, humedades relativas y parámetros atmosféricos obtenidos de la NASA y otras entidades que lideran las mediciones de las variables climatológicas en el mundo, conocidas para periodos definidos de días y meses de acuerdo con la ubicación geográfica del lugar evaluado.

4. Dimensionamiento de sistemas solares fotovoltaicos

4.1 Características de los sistemas de generación a partir de la energía solar

Un Sistema solar fotovoltaico es un conjunto de elementos diseñados para proporcionar potencia eléctrica a cargas conectadas en instalaciones de uso final, a partir de la radiación proveniente del sol. Este tipo de carga puede ser de Corriente Directa (DC) o Corriente Alterna (AC), las cuales requieren de dicho sistema, la potencia necesaria durante cierto periodo en el día, la noche o las 24 horas diarias.

Por tanto, la conversión de la energía solar en energía eléctrica utilizando la tecnología de paneles solares es una de las formas más reconocidas en la actualidad, siendo necesario la interconexión de diversos componentes que permiten la transformación energética con base en los principios de construcción y funcionamiento que se describen a continuación.

4.1.1. Paneles solares fotovoltaicos. Son aquellos dispositivos conformados por la unión de varias celdas solares fotovoltaicas que permiten la conversión directa de energía solar en energía eléctrica, a partir del efecto fotoeléctrico, principio que se fundamenta en la recombinación de electrones y huecos de diferentes materiales semiconductores cuando existe la incidencia de una radiación electromagnética como la luz visible o ultravioleta en la superficie del panel, generando voltaje entre los terminales positivos y negativos en circuito abierto.

4.1.2. Tipos de paneles fotovoltaicos. Convencionalmente existen tres tipos de paneles bien definidos a partir del proceso o procedimiento de procesar el Silicio: mono-cristalinos, poli-cristalinos y amorfos. Sin embargo, debido al avance tecnológico en la producción de estos

elementos, la tendencia es la revolución en el desarrollo de componentes más eficientes para la generación eléctrica fotovoltaica. Entre las más importante de las técnicas se pueden mencionar:

4.1.2.1. Panel Solar Monocristalino. Este tipo de panel se compone de células que se fabrican a partir de una única estructura cristalina continua (El-Metwally, 2005). Se construyen aplicando el método de Czochralski, mediante el cual el silicio fundido se coloca en una cuba formando un cilindro que se corta en láminas circulares finas redondas, manteniendo la forma del círculo original aproximadamente. Una cantidad significativa del silicio original termina como residuo. Debido a que cada célula se extrae de un solo cristal, tiene un color azul oscuro uniforme, reconocible por su forma circular o hexagonal.

Figura 90.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

La eficiencia de conversión media obtenida por las células disponibles comercialmente producidas con silicio monocristalino es del 16%, aproximadamente. La vida útil media a máximo rendimiento es de 25 años, tiempo a partir del cual la potencia entregada disminuye.

4.1.2.2 Panel Solar Policristalino. Están formados por material de silicio similar al monocristalino, con la diferencia de utilizar varios cristales para ser fundidos y vertidos en un molde, formando así un bloque cuadrado que se puede cortar en obleas cuadradas con menos

desperdicio de espacio o material que las obleas redondas de cristal único. A medida que el material se enfría, cristaliza imperfectamente formando fronteras de cristal aleatorias.

La eficiencia de la conversión de energía es ligeramente inferior al panel monocristalino, alrededor del 14%, y el tamaño del módulo terminado es mayor que la mayoría de los módulos de cristal único. La superficie tiene un aspecto desordenado con muchas variaciones de color azul.

Figura 91.



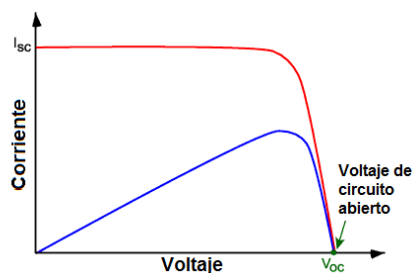
Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

4.1.2.3 Paneles solares de Arseniuro de Galio (GaAs). El funcionamiento de estas celdas es similar a las de silicio, con la ventaja principal que este tipo de compuesto trabaja mejor a altas temperaturas y no absorben la luz solar con longitudes de onda mayores a $0,9\mu\text{m}$, por lo tanto el valor de la corriente de saturación en reversa es menor. Sin embargo, posee mayores defectos cristalinos que el Silicio, hecho que impone restricciones en la fabricación. Similarmente, otros compuestos como el Fosforo de Indio (InP), el Teluro de Cadmio (CdTe), el Antimóniuro de Aluminio (SbAl) y la Estibinita tienen bajas movilidades, razón por la cual las eficiencias serán menores. Las estructuras de celdas solares basadas en AlGaAs/GaAs tienen una velocidad de recombinación de superficie baja y alcanzan una eficiencia entre el 20% a 25% (El-Metwally, 2005).

4.1.3. Características técnicas de los paneles solares fotovoltaicos. Algunas de las más importantes son:

- Fotocorriente: Es conocida, también, como corriente de iluminación. Es la generada por los portadores mayoritarios que atraviesan la unión P-N y son producidos por el efecto fotoeléctrico proveniente de los fotones de la radiación solar.
- Corriente de recombinación o corriente de oscuridad: es aquella que resulta de la recombinación de portadores que produce el voltaje externo necesario para poder entregar energía a la carga.
- Tensión de circuito abierto (V_{oc}): es el máximo valor de la diferencia de potencial entre los electrodos positivo y negativo de la celda que se establece cuando no existe carga conectada entre estos terminales. Las celdas solares construidas con material de silicio de alta calidad presentan voltajes de circuito abierto hasta 730 mV (600 mV para multicristalino) bajo condiciones adecuadas de irradiación solar y masa de aire estandarizada en la superficie de la tierra (AM1.5). Las características se presentan en la figura 92.

Figura 92.

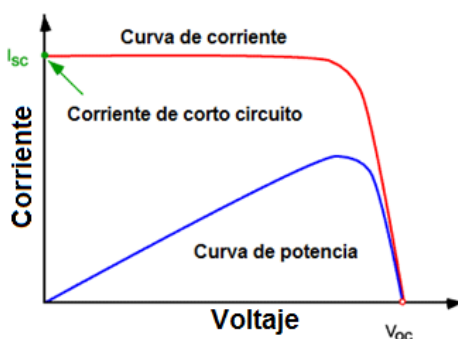


Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

- Corriente de cortocircuito (I_{sc}): es aquella corriente de valor máximo que circula por una celda fotovoltaica cuando el voltaje entre sus terminales es cero, es decir, cuando el

dispositivo se encuentra en cortocircuito como se ilustra en la figura 93. Es producida por los pares de portadores electrón-hueco generados a partir de los fotones incidentes en el material P del conjunto P-N y constituye la corriente de mayor valor que se puede extraer de la célula solar.

Figura 93.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

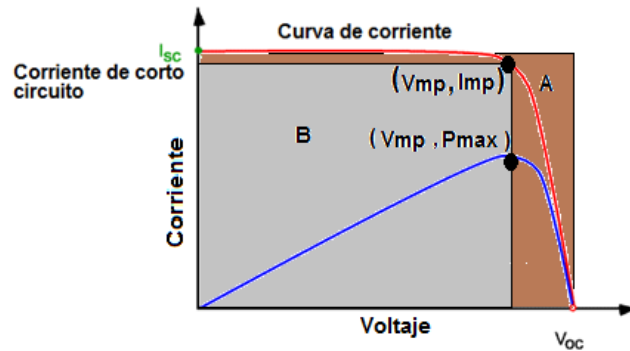
- Punto de máxima potencia "PMP" (P_m): Es el valor de la máxima potencia entregada por una celda solar a una carga conectada entre los terminales del dispositivo. Corresponde al producto del valor de tensión máxima (V_{mp}) e intensidad máxima (I_{mp}).
- Factor de forma o de llenado (FF): es un parámetro que, junto con el voltaje V_{oc} de circuito abierto y la corriente de cortocircuito I_{sc} , determina la máxima potencia que una celda solar fotovoltaica puede entregar a una carga conectada en sus terminales.

Gráficamente, el FF es una medida del área del rectángulo más grande que podría encuadrar bajo la curva IV, como es presentado en la figura 94.

- TONC: Es la temperatura que alcanza una celda cuando es sometida a una irradiancia de 800 W/m^2 a temperatura ambiente de 20°C , velocidad del viento de 1 m/s con una masa de aire de $1,5$ (El-Metwally, 2005). Este parámetro es de gran relevancia técnica para

seleccionar el panel de acuerdo con la ubicación geográfica del sitio de construcción del sistema fotovoltaico y tiene relación con la temperatura donde se instala dicho dispositivo.

Figura 94.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

- Eficiencia: es la cantidad de potencia eléctrica generada por un panel o celda fotovoltaica a partir de la energía total absorbida del sol, cuando dicho panel se encuentra conectado a una carga en particular (Muneer, 2004). La potencia entregada es resultado del efecto fotoeléctrico que al interior de los materiales semiconductores, poliméricos u orgánicos se presenta debido a la incidencia de la radiación solar sobre la superficie de los mismos. La eficiencia nominal se calcula aplicando la relación de potencia máxima, P_m , entre el producto de irradiancia solar (E) que recibe la celda en W/m^2 bajo condiciones estándares (El-Metwally, 2005; Muneer, 2004), por el área superficial del “panel solar” A_c en m^2 , es decir:

$$\eta = \frac{P_{max}}{E * A_c} \quad (45)$$

$$P_{max} = V_{oc} * I_{sc} * FF \quad (46)$$

$$\eta = \frac{V_{oc} * I_{sc} * FF}{P_{in}} \quad (47)$$

Donde: P_{max} es la potencia máxima; E es la irradiancia solar; A_c es el área del panel; V_{oc} es voltaje a circuito abierto; I_{sc} es la corriente de corto circuito y FF es el factor de forma; P_{in} es la potencia de entrada, que corresponde a la incidencia solar sobre la superficie del panel $P_{in}=E \cdot A_c$

Por lo tanto, a mayor eficiencia mayor es la energía que se puede obtener y menor es la dependencia de otros tipos de recursos energéticos, siendo los paneles de menor tamaño y peso.

El parámetro estándar para clasificar la potencia de un panel solar es la potencia pico, que coincide con la potencia máxima que puede entregar bajo unas condiciones estándares de prueba (STC), a una temperatura de 25 °C y una irradiancia de 1000 w/m² con una masa de aire espectral de 1.5, correspondiente a la irradiación y espectro de la luz solar incidente en un día claro sobre una superficie solar inclinada con respecto al sol con un ángulo de 41,81° sobre la horizontal.

Existen paneles contruidos para ser utilizados bajo condiciones especiales en satélites de la NASA con eficiencia de hasta 46% (Myers, 2013).

La eficiencia de las celdas constituye un aspecto esencial para el adecuado funcionamiento de sistemas solares fotovoltaico en relación con la cantidad de potencia entregada a partir de la irradiación incidente. Sin embargo, existen un conjunto de factores que influyen negativamente en la obtención de mayor eficiencia a saber:

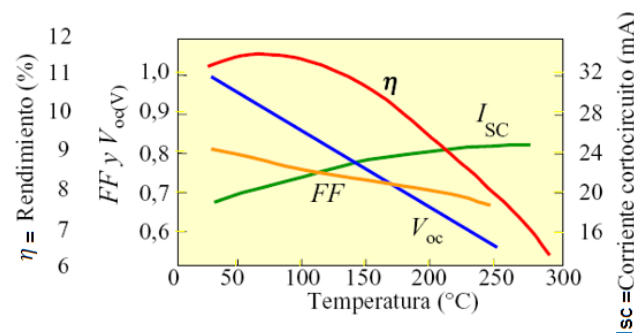
- Disminución de la irradiancia solar en la superficie de la celda o panel, lo que dificulta la “absorción” de la misma por los materiales que conforman el dispositivo.
- Creación de menor cantidad de excitones (par electrón-hueco) debido a la pérdida de eficiencia de conversión de fotones en electrones libres en los procesos fotovoltaicos.

- Incidencia de barreras naturales o artificiales que incrementan la cantidad de radiación reflejada en el panel de acuerdo con las condiciones y lugar de montaje.
- Retardo en la difusión de excitones debido a irregulares en la unión p-n o zona de agotamiento, lo que produce pares electrón-hueco incompleto.
- Constitución irregular del material de la celda que incide en el incremento de pérdidas por el aumento de la resistencia interna del semiconductor.

4.1.3. Relación grafica de parámetros de un panel solar fotovoltaico.

La temperatura del medio ambiente del lugar donde es instalado un panel solar fotovoltaico influye en los parámetros más importantes de operación del mismo. Para paneles con coeficientes negativos de temperatura, al incrementar esta variable los valores de eficiencia disminuyen al igual que el voltaje de circuito abierto. El factor de forma (FF) tiende a disminuir, lo que implica decremento de la potencia máxima del panel, razón por la cual debería existir algún flujo de aire a cierta velocidad con el fin de reducir la temperatura externa a los materiales que conforman dicho panel. Las gráficas de la figura 95 ilustran las relaciones más importantes de los parámetros versus temperatura para un panel de referencia.

Figura 95.

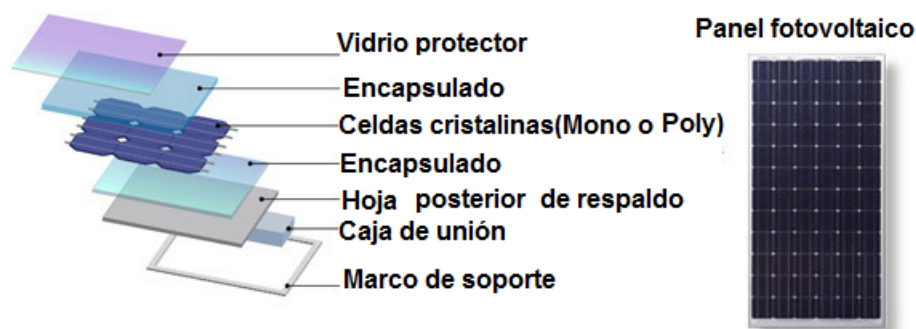


Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

4.1.4. Estructura general de una celda solar fotovoltaica. Se ilustra en la figura 96 el esquema de un panel fotovoltaico, describiéndose a continuación los aspectos más importantes del mismo:

- Vidrio protector: es un vidrio templado que sirve de protección externa de la celda contra la polución y contaminantes en general.
- Encapsulado: Revestimiento especial del material semiconductor para evitar contacto con el vidrio protector. Sirve como envoltente que proporciona mayor protección a la celda.
- Celdas cristalinas: Constituyen el material semiconductor monocristalino, polycristalino o cualquier otro elemento usado para que se produzca internamente el proceso fotovoltaico de generación de corriente eléctrica.
- Base de respaldo: Sirve como soporte a la celda fotovoltaica.
- Caja de unión: Envoltente que permite la conexión de elementos de protección y terminales de cargas conectadas en el circuito externo a la celda.
- Marco de soporte: Es la estructura que permite fijar todo el panel solar y sirve de punto de apoyo o anclaje a la superficie donde se instala.

Figura 96.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

4.2 Caso de dimensionamiento de un sistema solar fotovoltaico

Con los valores obtenidos para irradiación solar global a partir del modelo seleccionado de acuerdo con las explicaciones realizadas en el capítulo anterior, se obtuvieron los promedios mensuales para el periodo 2009-2015, siendo utilizados como variable de entrada del software HOMER PRO para el desarrollo de un estudio de casos de diseño de un sistema fotovoltaico en la Ciudad de Barranquilla.

El modelo utilizado en la obtención de los datos enfocados a la ejecución del diseño fue el Bird y Hulstrom atmosfera (0,2), con su respectiva parametrización y datos de entradas obtenidos de AERONET y GIOVANNY de la NASA, conformando así los promedios de los años 2009, 2010, 2011, 2012, 2013, 2014 y 2015 que se ilustran en la tabla 55, datos que son utilizados para el caso del diseño del sistema fotovoltaico.

El procedimiento utilizado para tal fin comprende la identificación del sitio de la instalación del equipo a evaluar partiendo del supuesto que es necesario conocer o investigar las condiciones técnico económico para un posible diseño y construcción de un sistema de generación local utilizando componentes que incluyen solamente paneles solares fotovoltaicos de acuerdo con las características ya explicadas anteriormente.

El diseño es conformado por paneles solares, Convertidor de DC-AC, Baterías y conexión a la red convencional de energía eléctrica como es ilustrado en la figura 97. La ubicación de la carga no excede los 30 Km de distancia respecto a la estación meteorológica las Flores (Myers, 2013).

El software permite el ingreso manual por interfaz de adquisición de datos. Esta última opción es utilizada para desarrollar el caso de diseño utilizando los valores estimados con el modelo seleccionado específicamente de la tabla 55. De acuerdo con los parámetros de entrada del

software, es necesario conocer los promedios mensuales de irradiación de varios años, los cuales se presentan en la gráfica de la figura 98.

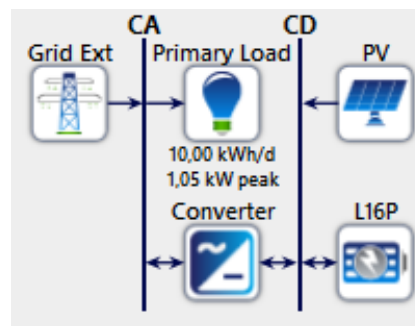
Tabla 55.

Irradiación estimada con el modelo seleccionado Bird y Hulstrom $I_{TH}(0,2)$

MES	Irradiación estimada Bird y Hulstrom (KWh/m ² /día)
Enero	6,60
Febrero	7,19
Marzo	5,89
Abril	6,02
Mayo	5,98
Junio	5,57
Julio	6,05
Agosto	5,89
Septiembre	5,41
Octubre	4,63
Noviembre	4,89
Diciembre	5,78

Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Figura 97.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

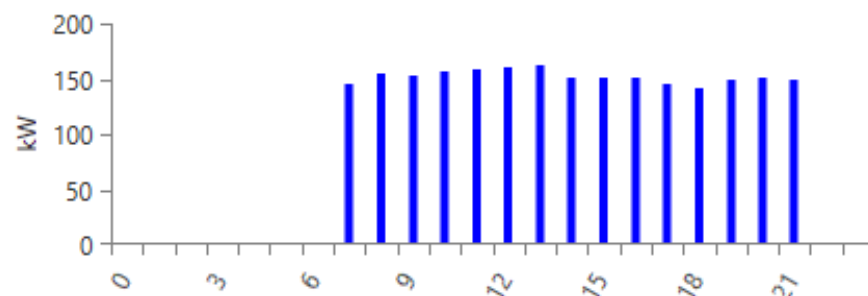
Figura 98.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

La curva de demanda del equipo bajo estudio (gráfica de la figura 99) se obtiene a partir de la medición del consumo de potencia por medio de un analizador de red calibrado llevando a cabo las mediciones respectivas.

Figura 99.



Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Una vez definido los valores anteriormente descritos, se procede a ajustar los parámetros técnicos de cada componente teniendo en cuenta para ello referencia de productos con disponibilidad en el mercado de tal forma que el diseño sea bastante aproximado incluyendo el análisis económico como parte de los cálculos realizados. Los costos son estimados con base en precios de equipos de empresas dedicadas a la fábrica y distribución de éstos dispositivos.

Se asume que los costos de mantenimiento de los inversores son despreciables ya que son equipos electrónicos que no requieren normalmente mantenimiento por su propia funcionalidad (Pinazo, 1995). Para los paneles del sistema PV se asumen un bajo costo relacionado solo con la limpieza de las superficies y revisión de conexiones.

Con base en los principios planteados se seleccionan los paneles solares a utilizar en el diseño plantado como es ilustrado en la tabla 56. La potencia nominal de los paneles es de 1 KW, asumiendo condiciones idealizadas. Las características de las baterías utilizadas como medio de almacenamiento se presentan en la tabla 57.

Tabla 56.

Características técnicas de los paneles solares utilizados en el diseño

Nombre: PV
Abreviatura: PV
Tipo de panel: Flat Plate
Capacidad evaluada: 30 KW
Coefficiente de temperatura: -0,5
Temperatura operativa: 47 °C
Eficiencia 13%

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Tabla 57.

Características técnicas de las baterías utilizadas en el diseño

Voltaje nominal= 6
Capacidad nominal = 2,37 KWh
Máxima capacidad 396 Ah
Relación de capacidad = 0,242
Constante de relación 1/hr= 1,77
Eficiencia Roundtrip= 85%
Máxima corriente de carga 18 A
Máxima relación de carga= 1
A/Ah

Nota: Elaborado por C. Gil-Arrieta, 2016.

Como principio de diseño se plantea aquella alternativa que permita garantizar la energización del sistema en caso de que la red convencional no aporte la cantidad de energía suficiente, sobre todo por problemas técnicos operativos de la empresa que provee el servicio y determinar otra opción que permita en un tiempo a mediano plazo, convertir la instalación en auto sostenible con energías renovables acorde con la disponibilidad del recurso en la zona de estudio para garantizar disponibilidad del servicio a un costo económico aceptable.

Los resultados obtenidos fueron:

- Cantidad de paneles solares: 15
- Potencia nominal total de paneles solares: 15 KW
- Cantidad de baterías: 12 con voltaje de salida de 6 voltios
- Potencia nominal del convertidor: 1 KW
- La producción de energía al año según las proyecciones del software HOMER PRO, es:
- 14,085 KWh/año con exceso de electricidad de 9,758 KWh/año, carga insatisfecha de 0,166 KWh/año y falta de capacidad de 0,166 KWh/año.
- El Factor de capacidad de producción de energía de los paneles es de 10.7%
- La salida máxima es de 9,36 KW
- Operación estimada de 4105 Horas/año

Con base en esta información generada por el software, el diseño del sistema solar fotovoltaico puede ser recalculado variando los parámetros de irradiación, carga, características y cantidad de elementos del sistema como paneles, baterías y convertidores, obteniendo las respuestas fácilmente en tiempo cortos de simulación y optimización

Una referencia comercial es el elemento ABB Trio8.5 with Generic PV, el cual fue evaluado en el software HOMER PRO en el mismo sistema descrito, obteniendo como resultado lo siguiente:

- Capacidad evaluada: 8,5 KW
- Potencia nominal total de paneles solares: 8,5 KW
- Cantidad de baterías: 18 con voltaje de salida de 6 voltios
- Autonomía de 71,8 Horas
- Potencia nominal del convertidor: 8,5 KW
- La producción de energía al año según las proyecciones del software HOMER PRO, es:
3,827 KWh/año con exceso de electricidad de 9,613 KWh/año, carga insatisfecha de 71 KWh/año y falta de capacidad de 75,1 KWh/año.
- El Factor de capacidad de producción de energía de los paneles es de 18.6%
- La salida máxima es de 8,50 KW
- Operación estimada de 4105 Horas/año

5. Conclusiones

1. La irradiación solar global medida en la estación de las Flores en Barranquilla presenta un bajo porcentaje de correlación con las otras variables como temperatura, humedad relativa y brillo solar, razón por la cual fue necesario la aplicación de modelos de mayor complejidad como las redes neuronales artificiales y los modelos determinísticos que se fundamentan en factores de transmitancias atmosféricas incluyendo el efecto de aerosoles, ozono y gases mixtos, lo que implica la identificación y disponibilidad de factores relacionados con la turbidez de Armstrong referenciando, de esta manera, el estado y variabilidad de las características de la atmosfera local que se evalúa.

2. Los modelos de regresión no lineal no se ajustaron adecuadamente a las temperaturas medias, máximas y mínimas del clima de Barranquilla medida en la estación las Flores, razón que propicio la configuración de modelos de redes neuronales cuyas características y estructuras matemáticas permiten “aprender” los patrones de series de datos a partir de un conjunto de pesos y funciones de activación en los procesos de entrenamiento Para el caso de estudio, las correlaciones de las variables de entrada respecto a los target, se incrementaron significativamente en relación a los obtenidos con los modelos de temperatura (del orden del 70% para entrenamiento y 30% para la simulación), repercutiendo esta característica en la reducción del error de desviación de los valores estimados respecto a los medidos.

3. Debido al porcentaje bajo de volumen de datos de los años 2014 y 2015 y la no existencia para años anteriores a 2009, la predicción de irradiación para el año 2014 y 2015 con las redes neuronales, modelo de mejor perfomance con menor error MBE y RMSE, no se llevó a cabo, teniendo en cuenta que este tipo de modelo requiere la mayor cantidad de datos posibles para la configuración de los pesos y la aproximación a los target con el menor error de exactitud. Esta

restricción, al igual que la capacidad de procesamiento con una cantidad considerable de neuronas, propició la utilización de los modelos determinísticos como el de Bird y Bird y Hulstrom.

4. El uso de modelos determinísticos evita el conocimiento de la variable que se predice o estima, obteniendo con esto valores de irradiación en función de los elementos constituyentes de la atmosfera terrestre, incluyendo la irradiación difusa. El promedio de irradiación estimada con el modelo de Bird y Husltrom para una atmosfera (0,2) supera al valor máximo promedio de 5,5 KWh/m²/día (dado por el IDEAM en el atlas de radiación de Colombia) en 1,6 KWh/m²/día para el mes de enero, considerando este mes como el de mayor desviación respecto al que es estipulado por el IDEAM.

Las demás desviaciones en promedio presentan un RMSE de 0,72 KWh/m²/día, cantidad aceptable para realizar proyectos de dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos, en cuyo caso se puede incluir un factor de disminución en la cantidad de paneles como acción de compensación de la sobreestimación de la irradiación.

6. Recomendaciones

1. Se recomienda como trabajo futuro realizar un análisis de las incidencias del fenómeno del niño para los datos existentes del IDEAM. Esto es importante en una segunda etapa de desarrollo al tener en cuenta los patrones de comportamiento de la irradiación solar, temperatura y humedad relativa de acuerdo con los cambios climáticos que están ocurriendo en la actualidad.

2. Es necesario de disponer de estaciones meteorológicas de mayor alcance y tecnología con sistemas de adquisición de datos sincronizados en una base de tiempo común que permitan el análisis de las diferentes variables con mayor grado de correlación y la aplicabilidad de modelos básicos de estimación para determinar, por ejemplo, los índices de claridad en un rango más amplio de fechas y no sesgados con reducida información como es presentada por la estación las Flores de la ciudad de Barranquilla.

3. Como trabajo futuro, es recomendable estudiar y aplicar otros modelos de transmistancia como el REST, SPCTRAL, entre otros, con el fin de analizar otros elementos de la atmósfera que no son incluidos en los modelos de Bird y Bird y Hulstrom como el NO_x, que hacen parte de la contaminación por gases que en la actualidad producidos por la combustión y uso de contaminante, fertilizantes y nuevos productos artificiales.

Referencias

- AbdulAzeez M. A. (2011). Artificial neural network estimation of global solar radiation using meteorological parameters in Gusau, Nigeria. *Applied Science Research*, 3(2), 586–95.
Recuperado de <http://www.scholarsresearchlibrary.com/articles/artificial-neural-network-estimation-of-global-solar-radiation-using-meteorological-parameters-in-gusau-nigeria.pdf>
- Álvarez, J., Mitsova, H., & Allen, H. L. (2011). Estimating Monthly Solar Radiation in South-Central Chile. *Chilean Journal of Agricultural Research*, 71(4), 601–609.
<https://doi.org/10.4067/S0718-58392011000400016>
- Andrisani, A., Madonia, M., & Trancossi, M. (2014). Dumas relationships applied to two Italian sites. A comparison among various solar energy estimating formulas. *Energy Procedia*, 45, 342-351. <http://doi.org/10.1016/j.egypro.2014.01.037>
- Bird, R. E., & R. L. Hulstrom, (1981). Simplified Clear Sky Model for Direct and Diffuse Insolation on Horizontal Surfaces. *Technical Report No. SERI/TR-642-761*, Golden, CO: Solar Energy Research Institute. Recuperado de <http://redc.nrel.gov/solar/models/clearsky/>
- Chamorro, M. V., & Viana, L. A. (2015). Cuantificación y caracterización de la radiación solar en el departamento de la Guajira-Colombia mediante el cálculo de transmisibilidad atmosférica. *Prospectiva*, 13(2), 54-63. Doi: <http://dx.doi.org/10.15665/rp.v13i2.487>
- Frauberth, B., Lapa, C., Paucar, E. P., Ra, J., Hern, M., Oswaldo, M., & Flores, Q. (2017). Validación y aplicación del modelo Bristow-Campbell para estimar la radiación solar global

de la región de Junín. *Tecnología Química*, 37(3), 11-15. Recuperado de
http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2224-61852017000300015

Gairaa, K., Khellaf, A., Messlem, Y., & Chellali, F. (2016). Estimation of the daily global solar radiation based on Box – Jenkins and ANN models : A combined approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 57, 238–249. <http://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.111>

Güçlü Y.S., Yeleğen M.Ö., Dabanli I., & Şişman E. (2014). Solar irradiation estimations and comparisons by ANFIS, Angström–Prescott and dependency models. *Solar Energy*, 109, 118-124. <http://doi.org/10.1016/j.solener.2014.08.027>

Gueymard, C. A. (2012). Clear-sky irradiance predictions for solar resource mapping and large-scale applications : Improved validation methodology and detailed performance analysis of 18 broadband radiative models. *Solar Energy*, 86, 2145-2169.
<http://doi.org/10.1016/j.solener.2011.11.011>

Guti, A. J., Paredes-s, P., Villica, E., & Xiberta-bernat, J. (2015). Solar energy potential in the coastal zone of the Gulf of Mexico. *Renewable Energy*, 81 (2015) 534e542 Contents 81, 534–542. <http://doi.org/10.1016/j.renene.2015.03.068>

Haurwitz, B. (1945). Insolation in Relation to Cloudiness and Cloud Density. *Journal of Meteorology*, 2, 154-166. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1945\)002<0154:IIRTCA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1945)002<0154:IIRTCA>2.0.CO;2)

Haurwitz, B. (1946). Insolation in Relation to Cloud Type. *Journal of Meteorology*, 3, 123-124.
[https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1946\)003<0123:IIRTCT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1946)003<0123:IIRTCT>2.0.CO;2)

- Ineichen P., & Perez R. (2002). A new airmass independent formulation for the Linke turbidity coefficient. *Solar Energy*, 73, 151-157. [https://doi.org/10.1016/S0038-092X\(02\)00045-2](https://doi.org/10.1016/S0038-092X(02)00045-2)
- Jimenez, V., Barrionuevo, A., Will, A., & Rodríguez, S. (2016). Neural Network for Estimating Daily Global Solar Radiation Using Temperature, Humidity and Pressure as Unique Climatic Input Variables. *Smart Grid and Renewable Energy*, 7, 94-103. 10.4236/sgre.2016.73006
- Kashyap, Y., Bansal, A., & Sao, A. K. (2015). Solar radiation forecasting with multiple parameters neural networks. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 49, 825-835. <http://doi.org/10.1016/j.rser.2015.04.077>
- Kasten, F., & Czeplak, G. (1980). Solar and terrestrial radiation dependent on the amount and type of cloud. *Solar Energy*, 24, 177–189. [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(80\)90391-6](https://doi.org/10.1016/0038-092X(80)90391-6)
- Kumar, A., Malik, H., & Chandel, S. S. (2015). Application of rapid miner in ANN based prediction of solar radiation for assessment of solar energy resource potential of 76 sites in Northwestern India. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 52, 1093-1106. <http://doi.org/10.1016/j.rser.2015.07.156>
- Leonardo, J., Souza, D., Bastos, G., Manoel, C., Santos, D., Araujo, R., & Lemes, M. (2016). Empirical models of daily and monthly global solar irradiation using sunshine duration for Alagoas State, Northeastern Brazil. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 14, 35–45. <http://doi.org/10.1016/j.seta.2016.01.002>

- Li, M., Fan, L., Liu, H., Wu, W., & Chen, J. (2012). Impact of time interval on the Ångström-Prescott coefficients and their interchangeability in estimating radiation. *Renewable Energy*, 44, 431-438. <http://doi.org/10.1016/j.renene.2012.01.107>
- Liu, X., Xu, Y., Zhong, X., Zhang, W., Roy, J., & Liu, W. (2012). Assessing models for parameters of the Ångström – Prescott formula in China. *Applied Energy*, 96, 327–338. <http://doi.org/10.1016/j.apenergy.2011.12.083>
- Manzano, A., Martín, M. L., Valero, F., & Armenta, C. (2015). A single method to estimate the daily global solar radiation from monthly data. *Atmospheric Research*, 166, 70–82. <http://doi.org/10.1016/j.atmosres.2015.06.017>
- Neelamegam, P., & Arasu, V. (2016). Prediction of solar radiation for solar systems by using ANN models with different back propagation algorithms. *Journal of Applied Research and Technology*, 14(3), 206–214. <http://doi.org/10.1016/j.jart.2016.05.001>
- Pagola, I., Gastón, M., Bernardos, A., & Fernández-peruchena, C. (2014). A combination of Heliosat-1 and Heliosat-2 methods for deriving solar radiation from satellite images. *Energy Procedia*, 57, 1037-1043. <http://doi.org/10.1016/j.egypro.2014.10.088>
- Paltridge, G. W., & Proctor, D. (1976). Monthly mean solar radiation statistics for Australia. *Solar Energy*, 18(3), 235–243. [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(76\)90022-0](https://doi.org/10.1016/0038-092X(76)90022-0)
- Paulescu, M., Stefu, N., Calinoiu, D., Paulescu, E., Pop, N., Boata, R., & Mares, O. (2016). Ångström – Prescott equation : Physical basis, empirical models and sensitivity analysis.

Renewable and Sustainable Energy Reviews, 62, 495–506.

<http://doi.org/10.1016/j.rser.2016.04.012>

Perdomo, R., Banguero, E., & Gordillo, G. (2010). Statistical modeling for global solar radiation forecasting in Bogotá. *IEEE Photovoltaic Specialists Conference* 2374-2379. doi: 10.1109/PVSC.2010.5614388

Polo, J.; Zarzalejo, L. F.; Cony, M.; Navarro, A. A.; Marchante, R.; Martín, L.; & Romero, M. (2011). Solar radiation estimations over India using Meteosat satellite images. *Solar Energy*, 85, 2395-2406. Doi: 10.1016/j.solener.2011.07.004

Renno, C., Petito, F., & Gatto, A. (2015). Artificial neural network models for predicting the solar radiation as input of a concentrating photovoltaic system. *Energy Conversion and Management*, 106, 999–1012. <http://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.10.033>

Reno, M. J., Hansen, C. W., & Stein, J. S. (2012). Global Horizontal Irradiance Clear Sky Models : Implementation and Analysis. Recuperado de <http://prod.sandia.gov/techlib/access-control.cgi/2012/122389.pdf>

Rivington, M., Bellocchi, G., Matthews, K. B., & Buchan, K. (2005). Evaluation of three model estimations of solar radiation at 24 UK stations. *Agricultural and Forest Meteorology*, 132(3-4), 228–243. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2005.07.013>

Robledo, L. & Soler, A. (2000). Luminous efficacy of global solar radiation for clear skies. *Energy Conversion and Management*, 41(16), 1769-1779. [https://doi.org/10.1016/S0196-8904\(00\)00019-4](https://doi.org/10.1016/S0196-8904(00)00019-4)

- Ruiz-Arias, J.A., Gueymard, C.A., Cebecauer, T. (2016). Worldwide Multi-Model Intercomparison of Clear-Sky Solar Irradiance Predictions. *AIP Conference Proceedings*, 1850(1), 1-7. doi: 10.1063/1.4984526
- Silva, C. R., Da Silva, V. J., Alves, J., & Carvalho, H. D. (2012). Radiação solar estimada com base na temperatura do ar para três regiões de Minas Gerais. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola E Ambiental*, 16(3), 281–288. Doi: <https://doi.org/10.1590/S1415-43662012000300008>
- Sousa-Santos V., Noriega-Angarita E., Quintero-Duran M., & Gil-Arrieta C. (2016). Solar Radiation Prediction for Dimensioning Photovoltaic Systems Using Artificial Neural Networks. *International Journal of Engineering and Technology*, 8(4), 1817-1825. <http://doi.org/10.21817/ijet/2016/v8i4/160804234>
- Suárez-Vargas, D.A. (2013). Evaluación de la radiación solar en Bogotá a partir de imágenes del satélite GOES (tesis de maestría). Universidad Nacional, Bogotá, Colombia.
- Torrez, R., Burgoa, A., & Ricardi, E. (2013). Modelos de estimación de la radiación solar para el altiplano central de Bolivia. *Revista Boliviana de Física*, 23(23), 1-7. Recuperado de http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1562-38232013000200001
- Vakili, M., Sabbagh-yazdi, S., Kalhor, K., & Khosrojerdi, S. (2015). Using Artificial Neural Networks for Prediction of Global Solar Radiation in Tehran Considering Particulate Matter Air Pollution. *Energy Procedia*, 74, 1205–1212. <http://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.07.764>

- Vélez, A., Vergara, E., Barraza, W., Agudelo, D. (2015). Evaluación de un modelo estadístico para estimar la radiación solar en Magdalena, Colombia. *Tecno Lógicas*, 18(35), 35-44.
Recuperado de
<http://www.scielo.org.co/pdf/teclo/v18n35/v18n35a04.pdf>
- Yadav, A. K., & Chandel, S. S. (2014). Solar radiation prediction using Artificial Neural Network techniques : A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 33, 772-781.
<http://doi.org/10.1016/j.rser.2013.08.055>
- Zhang, J., Zhao, L., Deng, S., Xu, W., & Zhang, Y. (2017). A critical review of the models used to estimate solar radiation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 70, 314–329.
<http://doi.org/10.1016/j.rser.2016.11.124>
- Zirebwa, F.S., Kapenzi Y., Makuvaro V., Madanzi T. (2015). An evaluation of the performance and subsequent Calibration of three solar Radiation Estimation Models for semiarid climates in Midlands Zimbabwe. *Midlands State University Journal of science, agriculture an Technology*, 2(7), 169-175.

Bibliografía

- Aerosol Robotic Network. (2016). Recuperado de <https://aeronet.gsfc.nasa.gov/>
- Alatorres, J.E. (1981). América latina y cambio climático. Comisión Económica para América Latina y el Caribe. Recuperado de <http://reddc.nrel.gov/solar/models/clearsky/>
- Almorox, J., Benito, M., & Hontoria, C. (2005). Estimation of monthly Ångström–Prescott equation coefficients from measured daily data in Toledo, Spain. *Renewable Energy*, 30(6), 931–936. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2004.08.002>
- Angstrom, A. (1961). Techniques of determining the turbidity of the atmosphere. *Tellus XIII*, 2, 214-223 Doi: 10.1111/j.2153-3490.1961.tb00078.x
- Atlas de radiación solar, ultravioleta y ozono de Colombia, presentación. (2015). Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales [IDEAM]. Recuperado de <http://atlas.ideam.gov.co/>
- Balbis, M., Balaguera, J., Tovar, R. (2009), Energía solar térmica, Barranquilla, Colombia: Editorial Unicosta
- Bird, R.E., & Hulstrom R.L. (1991). A Simplified Clear Sky model for Direct and Diffuse Insolation on Horizontal Surfaces. SERI Technical Report SERI/TR-642-761, Solar Energy Research Institute, Golden, CO.

Bruyninckx, H. (2015). Vivir en un clima cambiante. Agencia Europea de Medio Ambiente.

Recuperado de <https://www.eea.europa.eu/es/publications/senales-de-la-aema-2015/download>

Camayo-Lapa, B. F., Massipe-Hernández, J. R., Torres-Ten, A., Pomachagua-Paucar, J. E., &

Quispe-Flores, M. O. (2015). Desarrollo del modelo Bristow-Campbell para estimar la radiación solar global de la Región de Junin, Perú. *Tecnología Química*, 35(2), 220-234.

Recuperado de <http://scielo.sld.cu/pdf/rtq/v35n2/rtq08215.pdf>

Canada, J., & Pinazo, J. M. (1993). Determination of Angstrom's turbidity coefficient at

Valencia. *Renewable Energy*, 3(6), 621-626. Doi: [https://doi.org/10.1016/0960-1481\(93\)90068-R](https://doi.org/10.1016/0960-1481(93)90068-R)

Casas. C. (1999), Meteorología y clima, Barcelona, España Universitat Politècnica de Catalunya Edición UPC.

Castellano M. (2009). Modelización estadística con redes neuronales. Aplicaciones a la

hidrología, aerobiología y modelización de procesos (tesis doctoral). Universidad de la Coruña, España.

Catalogo en Línea: Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales. (s.f).

Recuperado de www.ideam.gov.co

CO₂ en la atmósfera bate récord histórico. (24 de octubre de 2016). El espectador. Recuperado de

<http://www.elspectador.com/noticias/medio-ambiente/co2-atmosfera-bate-record-historico-articulo-661920>

Colombia : Evaluación rápida y análisis de brechas. (2016) Recuperado de

http://finanzascarbono.org/comunidad/mod/file/download.php?file_guid=628866

De Armas, M. (2009). Principios de inteligencia artificial, Barranquilla, Colombia: Editorial

Unicosta

Elementos de las arquitecturas conexionistas (2016). Recuperado de [http://www.e-](http://www.e-torredabel.com/Psicologia/Conexionismo/Conexionismo-ElementosdesuArquitectura.htm#VII.1.3)

[torredabel.com/Psicologia/Conexionismo/Conexionismo-](http://www.e-torredabel.com/Psicologia/Conexionismo/Conexionismo-ElementosdesuArquitectura.htm#VII.1.3)

[ElementosdesuArquitectura.htm#VII.1.3](http://www.e-torredabel.com/Psicologia/Conexionismo/Conexionismo-ElementosdesuArquitectura.htm#VII.1.3). Peso sináptico

El-Metwally, M. (2005). Sunshine and global solar radiation estimation at different sites in

Egypt. Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics, 67(14), 1331–1342. Doi:

<https://doi.org/10.1016/j.jastp.2005.04.004>.

Familiar, J. (2014). Impacto del Cambio Climático en América Latina y el Caribe: cómo hacer

frente a la nueva realidad climática. Recuperado de

<http://www.bancomundial.org/es/news/speech/2014/12/02/climate-change-impacts-in-latin-america-and-the-caribbean-confronting-the-new-climate-normal>

Giovanni. (2016). Recuperado de

[https://giovanni.gsfc.nasa.gov/giovanni/#service=ArAvTs&starttime=2011-01-](https://giovanni.gsfc.nasa.gov/giovanni/#service=ArAvTs&starttime=2011-01-01T00:00:00Z&endtime=2011-12-31T23:59:59Z&bbox=-75,0064,10,8808,-)

[01T00:00:00Z&endtime=2011-12-31T23:59:59Z&bbox=-75,0064,10,8808,-](https://giovanni.gsfc.nasa.gov/giovanni/#service=ArAvTs&starttime=2011-01-01T00:00:00Z&endtime=2011-12-31T23:59:59Z&bbox=-75,0064,10,8808,-)

Khatib, T. (2016). Modeling of photovoltaic systems using matlab. New Jersey, Estados Unidos

de America: John Wiley & Sons.

- Li, M., Fan, L., Liu, H., Wu, W., & Chen, J. (2012). Impact of time interval on the Ångström-Prescott coefficients and their interchangeability in estimating radiation. *Renewable Energy*, 44, 431-438. <http://doi.org/10.1016/j.renene.2012.01.107>
- Linacre, E. (2005), *Climate Data and Resources, a Reference and Guide*, New York, Estados Unidos de América: Routledge
- Llasat, M.C., & Snyder, R.L. (1998). Data error effects on net radiation and evapotranspiration estimation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 91, 209-221. Doi: [https://doi.org/10.1016/S0168-1923\(98\)00070-7](https://doi.org/10.1016/S0168-1923(98)00070-7)
- Medida de la radiación solar. (2015). Recuperado de <https://unajfisica.files.wordpress.com/2015/05/1tema-5.pdf>
- Muneer, T., (2004), *Solar Radiation and Daylight Models*, Burlintong, Inglaterra: Elsevier Butterworth-Heinemann.
- Myers, R. (2013). *Solar radiation. Practical Modeling for Renewable Energy Applications*, Florida, Estados Unidos de América: CRC Press Taylor & Francis Group.
- Participación Ciudadana. (2016). Recuperado de <http://www.ideam.gov.co/web/atencion-y-participacion-ciudadana/glosario>
- Pinazo. O. (1995), *Manual de climatización*, Valencia, España: Servicio de publicaciones, Universidad Politécnica de Valencia

- Quej, V. H., Almorox, J., Ibrakhimov, M., & Saito, L. (2016). Empirical models for estimating daily global solar radiation in Yucatán. *Energy Conversion and Management*, 110, 448-456. <http://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.12.050>
- Rodríguez, R. (2004), *Meteorología y Climatología*, Valencia, España: Fundación Española para la Ciencia y la Tecnología [FECYT].
- Romero, P., Marrero, C., Alonso, S., Cuevas, E., Gómez, S. y Ortiz J.P. (2010). Una Climatología del Agua Precipitable en la Región Subtropical sobre la Isla de Tenerife basada en Datos de Radiosondeos. *Agencia Estatal de Meteorología (AEMET)*, 1-52. Recuperado de <http://www.aemet.es/documentos/es/conocermas/publicaciones/NT6-Tenerife.pdf>
- Torres J.L., De Blas M., García A., De Francisco A. (2010). Comparative study of various models in estimating hourly diffuse solar irradiance. *Renewable Energy*, 35 (6), 1325-1332. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2009.11.025>
- Villicaña, E. O., Paredes, J.P., & Xiberta, J. (2012). Potencial de la Energía Solar en el Estado de Veracruz, México. *Congreso Nacional del medio ambiente*, 2-15. Recuperado de <http://www.conama11.vsf.es/conama10/download/files/conama11/CT%202010/1896706100.pdf>
- Yadav, A. K., Malik, H., & Chandel S. S. (2014). Selection of most relevant input parameters using WEKA for artificial neural network based solar radiation prediction models. *Renew Sustain. Energy Review*, 31, 509-519. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.12.008>

Zekai, S., (2008), Solar Energy Fundamentals and Modeling Techniques. Atmosphere,

Environment, Climate Change and Renewable Energy, Londres, Inglaterra: Springer-Verlag

Apéndice A. Modelo de Bird

La aplicación de los modelos determinísticos descritos, implica el conocimiento y disponibilidad de un conjunto de parámetros climáticos y meteorológicos que dan lugar al fenómeno de transmisibilidad atmosférica que predominan en un emplazamiento dado de acuerdo con su localización geoestacionaria, el clima y la temporada del año, entre otras. De acuerdo con estos principios, se describe el modelo de Bird con las ecuaciones respectivas que fueron aplicados en el presente trabajo.

La irradiancia solar directa [W/m^2], I_d , en una superficie horizontal es calculada aplicando la ecuación siguiente que incluye los siguientes factores:

$$I_d = I_o * \cos(Z) * 0.9662 * T_w * T_o * T_R * T_A * T_{UM} \quad (A1)$$

Donde:

I_o es la irradiancia solar diaria en W/m^2 , calculada con la siguiente ecuación:

$$I_o = 1367 * (1.00011 + 0.034221 * \cos \varphi + 0.001280 * \sin \varphi + 0.000719 * \cos 2\varphi + 0.000077 * \sin 2\varphi) \quad (A2)$$

Siendo $\varphi = \frac{(2 * \pi * (Dj - 1))}{365}$ y Dj el día juliano del año (1, 2, 3...365) y 1367 es el valor de la constante solar diaria en W/m^2 .

Z es el Ángulo cenital. Es definido como el ángulo entre la vertical y la línea que se conecta al sol. Es determinado por la ecuación siguiente:

$$Z = \cos^{-1}(\cos(Ds) * \cos(Lat) * \cos(Ah) + \sin(Ds) * \sin(Lat)) \quad (A3)$$

Siendo:

Lat es la latitud del sitio evaluado.

Ds es la declinación solar, calculada con la siguiente ecuación:

$$D_s = (0.006918 - 0.399912 * \cos(Ad) + 0.070257 * \sin(Ad) - 0.006758 * \cos(2Ad) + 0.000907 * \sin(2Ad) - 0.002697 * \cos(3Ad) + 0.00148 * \sin(3Ad)) \quad (A4)$$

Ad es el Ángulo diario calculado con la ecuación:

$$Ad = \frac{6.283185 * (\text{Día} - 1)}{365} \quad (A5)$$

Donde:

Día es el día del año que se evalúa (1, 2, 3...365)

Ah, es el Angulo horario. Es la distancia angular que la tierra recorre en un día, la cual es igual a 15° multiplicado por el número de horas, es decir $15 \times 24 = 360^\circ$. Es basado en el tiempo nominal de 24 horas requerido por la tierra para completar la rotación total de un día sobre su propio eje. Es conocido, también, como hora solar. Es calculado con la ecuación:

$$Ah = (HrD - 12.5) + Long - ZT * 15 + Et/4 \quad (A6)$$

Donde:

HrD: es la hora del día

Long: es la longitud del lugar evaluado

ZT: es la zona del tiempo. Para Barranquilla, Colombia, $ZT = -5$

Et es la ecuación del tiempo establecida por la siguiente ecuación:

$$Et = ((0.0000075 + 0.001868 * \cos(D_s) - 0.032077 * \sin(D_s) - 0.014615 * \cos(2 * D_s) - 0.040849 * \sin(2 * D_s)) * 229.18) \quad (A7)$$

Siendo Ds la Declinación solar calculada con la ecuación A4.

0.9662 es el factor de corrección que se ajusta a las longitudes de onda de 0.3 a 3 μm del espectro solar.

T_w es la transmitancia debida a la absorción del vapor de agua. Según Daryl (Myers, 2013), la transmitancia es el porcentaje de radiación solar transmitido por la atmosfera desde la incidencia en las capas superiores de la atmosfera hasta las capas inferiores de la misma y recibida en la superficie terrestre, debido al efecto producido por diferentes tipos de partículas que cambian la dirección de la radiación, existiendo las transmitancias por moléculas de aire dispersión de Rayleigh (T_r), por efecto de las propiedades del ozono (T_o), propiedades del aerosol (T_a), vapor de agua (T_w) y gases miscibles (T_g). Es calculada con la ecuación:

$$T_w = 1 - 2,4959 * X_w * \frac{1}{((1+79,034*X_w)^{0,6828}+6,385*X_w)} \quad (A8)$$

Donde $X_w = U_w * M$, siendo X_w la cantidad total de agua precipitable en una trayectoria inclinada en centímetros y U_w es la cantidad de agua precipitable en una columna vertical que “representa la cantidad de agua que se obtendría si todo el vapor de agua contenido en una columna vertical de aire con base o sección transversal horizontal unitaria, y extendida desde la altura z hasta una altura dada h , se condensase y precipitase” (Romero, et al., 2010). Es calculada por la siguiente ecuación:

$$U_w = 0.493 * \frac{Hr}{(T+273.15)} + e^{26.23 - \frac{T}{273.15}} \quad (A9)$$

Donde:

Hr es la humedad relativa y T es la temperatura [$^{\circ}\text{C}$].

M es la masa del aire sin corrección de presión del sitio evaluado, siendo esta la distancia relativa de la trayectoria que la radiación solar debe recorrer a través de la atmósfera hasta

alcanzar un lugar específico en la tierra. Dependiendo de las moléculas presentes en la atmosfera, la masa de aire se relaciona con el camino óptico que establecen dichas partículas en el proceso de oposición al paso de la radiación solar. La ecuación aplicada en el presente trabajo es:

$$M = (\cos(Z) + 0,15 * (93,885 - Z)^{-1,25})^{-1} \quad (A10)$$

Z es el Ángulo cenital ya estipulado anteriormente.

- T_o es la transmitancia debida a la absorción del ozono (O_3), con la ecuación A11.

$$T_o = 1 - 0,1611 * X_o * (1 + 139,48 * X_o)^{-0,035} - 0,002715 * X_o * (1 + 0,044 * X_o + 0,0003 * X_o^2)^{-1} \quad (A11)$$

Donde $X_o = U_o * M$, es la cantidad total de ozono en una trayectoria inclinada en centímetros y U_o es la cantidad de ozono en una superficie de columna vertical en centímetro, valor que es conocido de acuerdo con las mediciones de la NASA para el estudio realizado y M es la masa del aire sin corrección de presión del sitio evaluado cuya ecuación fue descrita anteriormente.

- T_R es la transmitancia por dispersión de Rayleigh, y es dada por la ecuación:

$$T_R = e^{(-0,093 * (M')^{0,84} * (1 + M' - (M')^{1,01}))} \quad (A12)$$

Donde M' es la masa de aire corregida por presión según la ecuación:

$$M' = \frac{M * P}{1013} \quad (A13)$$

Donde M es la masa del aire sin corrección y P es la presión del sitio evaluado.

- T_A es la transmitancia por absorción y dispersión de aerosol y se calcula de acuerdo con la ecuación siguiente:

$$T_A = e^{(-\tau_A^{0,873} * (1 + \tau_A - \tau_A^{0,7088}) * M^{0,9108})} \quad (A14)$$

Donde τ_A es el coeficiente por presencia de aerosoles y la ecuación de cálculo implica el coeficiente por presencia de aerosoles a 380 nm y el coeficiente por presencia de aerosoles a 500 nm, resultando:

$$\tau_A = 0,2758 * \tau_{A(380nm)} + 0,35 * \tau_{A(500nm)} \quad (A15)$$

M es la masa del aire sin corrección de presión del sitio evaluado ya indicada anteriormente

Según (Bird y Hulstrom, 1991), si no es conocido el valor de $\tau_{A(380nm)}$ se puede calcular a partir de la ecuación

$$\tau_{A(700nm)} = 0,2758 * \tau_{A(380nm)} + 0,35 * \tau_{A(500nm)} \quad (A16)$$

Donde $\tau_{A(700nm)} \cong 0,85 * \tau_{A(500nm)}$; Por tanto

$$T_{A(380nm)} = \frac{0,5 * \tau_{A(500nm)}}{0,278} \quad (A17)$$

- T_{UM} es la transmitancia debida a la absorción por la mezcla uniforme de gases (CO_2 y O_2).

$$T_{UM} = e^{(-0,0217 * (M')^{0,26})} \quad (A18)$$

Donde M' es la masa de aire corregida por presión indicada anteriormente.

La ecuación general para el cálculo de la irradiancia solar incidente en una superficie debido a la dispersión atmosférica es:

$$I_{as} = I_0 * \cos(Z) * 0,79 * T_O * T_W * T_{UM} * T_{AA} * \frac{(0,5 * (1 - T_R) + B_A * (1 - T_{AS}))}{(1 - M + M^{1,02})} \quad (A19)$$

Donde:

I_{as} es la irradiancia solar incidente en una superficie debido a la dispersión atmosférica en W/m^2 ,
y es calculada aplicando el siguiente procedimiento matemático:

- I_o es la irradiancia solar diaria en W/m^2 , ya calculada con la ecuación A2.
- Z es el Ángulo cenital, calculado con la (20)
- 0.79 es el factor de corrección que se ajusta a las longitudes de onda de I_{as}
- T_o es la transmitancia debida a la absorción del ozono (O_3), ya calculada
- T_w es la transmitancia debida a la absorción del vapor de agua dada ya calculada
- T_{UM} es la transmitancia debida a la absorción por la mezcla uniforme de gases ya calculada
- T_{AA} es la transmitancia debida a la absorción por aerosol dada por la ecuación:

$$T_{AA} = 1 - K_1 * (1 - M + M^{1.06}) * (1 - T_A) \quad (A20)$$

Donde:

T_A , es la transmitancia por absorción y dispersión de aerosol calculada anteriormente y M es la masa del aire sin corrección de presión del sitio evaluado

K_1 , es una constante asociada con la absortancia de aerosol. El autor del modelo, Bird, recomienda para entornos urbanos el valor de 0.1 (Myers, 2013; Bird y Hulstrom, 1991).

T_R es la tansmitancia por dispersión de Rayleigh dada por la ecuación A12.

• B_a es la relación entre la dispersión hacia delante de la irradiancia y la dispersión total de la irradiancia debido a aerosoles. Este factor establece que la proporción de radiación dispersa es enviada en la misma dirección como incide la radiación proveniente del sol (forward scattering). El autor del modelo, Bird, recomienda utilizar 0.85 como valor aceptado.

- T_{as} es la transmitancia debida a la absorción de aerosol

$$T_{AS} = \frac{T_A}{T_{AA}} \quad (A21)$$

T_A es la transmitancia por absorción y dispersión de aerosol según la ecuación A14 y T_{AA} es la transmitancia debida a la absorción por aerosol según ecuación A20.

- El albedo atmosférico, r_s se calcula aplicando la ecuación:

$$r_s = 0,0685 + (1 - B_a) * (1 - T_{AS}) \quad (A22)$$

Siendo $B_a=0.85$ de acuerdo con lo explicado anteriormente y T_{AS} calculado según la ecuación A21.

- r_g es el “albedo terrestre” y se utiliza para calcular los efectos de las múltiples reflexiones entre la tierra y el cielo. El valor recomendado por el autor del modelo, Bird, es 0.2 para la tierra.

Apéndice B. Modelo de Bird y Hulstrom

Irradiancia directa (I_{DH}). La irradiancia directa total en una superficie horizontal e determinada por la B1 la que se asume características de cielo claro y libe de nubes.

$$I_{DH} = I_{sc} * \sin A * 0.9662 * T_w * T_o * T_R * T_a * T_g \quad (B1)$$

Siendo:

- I_{sc} es la radiación extraterrestre, calculada de acuerdo con la ecuación:

$$I_{sc} = 1367 * \left(1 + 0.033 * \cos \frac{360 * dj}{365}\right) \quad (B2)$$

Donde:

I_{sc} es la irradiación extraterrestre con unidades de $W * m^{-2}$

El valor 1367 corresponde a la constante solar con unidades en $W * m^{-2}$

A , definido por la ecuación B3, es el ángulo de altitud solar. Es el ángulo relativo en grados existente entre el sol y el horizonte de la Tierra. El valor de la altitud solar varía según la hora del día, la época del año y la latitud en la Tierra. Las regiones cercanas al ecuador presentan un ángulo de altitud solar mayor que las regiones cercanas a los polos de la Tierra. Es calculado con base en la ecuación siguiente:

$$A = \sin(\cos(Lat) * \cos(\delta) * \cos(Hs) + \sin(\delta) * \sin(Lat)) \quad (B3)$$

δ es el ángulo de declinación. Es el ángulo formado entre la línea sol-tierra y el plano ecuatorial. Como característica significativa, cambia en el transcurso del año de $23,45^\circ$ a $-23,45^\circ$, correspondiendo a las fechas del 21 de junio y 21 de diciembre, respectivamente. En los equinoccios de primavera y de otoño, el ángulo descrito es cero grados. Es calculado con la ecuación:

$$\delta = 23.45 * \sin \left(360 * \frac{284 + dj}{365}\right) \quad (B4)$$

Donde:

dj: es el día juliano e cada año, es decir, $dj = 1,2,3,4,5,\dots,365$ para años no bisiestos y

$dj=1,2,3,4,5,\dots,366$ para años bisiestos

Hs es la hora solar (conocido también como ángulo horario solar (ω)), cuyo valor es calculado aplicando la ecuación:

$$H_s = 180 - 15 * t \quad (B5)$$

t es la hora del día

Cuando se hace el cálculo de este parámetro por meses, no se calcula la hora solar de acuerdo con la ecuación B4, ya que esta es igual a cero debido a que el ángulo de altitud solar A se encuentra posicionado perpendicularmente en el punto superior respecto al plano ecuatorial a las 12 del mediodía. En esta ubicación, $H_s=180-15*t$, donde $t=12$, por tanto, $H_s=0$.

0.9662 es un factor de corrección que ajusta la cobertura para un rango de 95% de las diferentes longitudes de onda de la radiación incidente.

dj: es el día juliano e cada año, es decir, $dj = 1,2,3,4,5,\dots,365$ para años no bisiestos y

$dj=1,2,3,4,5,\dots,365$ para años bisiestos

T_r : es el coeficiente de transmisión por dispersión de moléculas de aire

$$T_r = e^{(-0.0903*m_a^{0.84}*(1+m_a-m_a^{1.01}))} \quad (B6)$$

Donde

m_a es la masa de aire, calculado por la siguiente ecuación:

$$m_a = \frac{P_{corr}*m_{rel}}{101325} \quad (B7)$$

Siendo:

P_{corr} es la presión corregida en función de la altitud del sitio evaluado. Se calcula con la ecuación:

$$P_{corr} = 101325 * e^{-0.0001148 * Alt} \text{ [Pa]} \quad (B2)$$

Donde Alt es la altitud en metros del sitio evaluado

m_{rel} es la masa relativa del aire calculada con la siguiente ecuación:

$$m_{rel} = \frac{1}{\sin A} \quad (B8)$$

A es el ángulo de altitud solar según B4.

El cálculo del coeficiente de transmisión por ozono (T_o) es:

$$T_o = 1 - (0.1611 * U_o * (1 + 139.48 * U_o)) \quad (B9)$$

U_o es el camino óptico del ozono y es calculado como sigue:

$$U_o = m_{rel} * L_o \quad (B10)$$

Donde:

m_{rel} es la masa de aire relativa de acuerdo con la ecuación

L_o es la capa de ozono en atm-cm

El cálculo del coeficiente de transmisión por gases miscibles (τ_g) es:

$$T_g = e^{(-0.0127 * m_a^{0.26})} \quad (B11)$$

El cálculo del coeficiente de transmisión por vapor de agua, T_w , es:

$$T_w = 1 - \left(\frac{2.4959 * U_w}{(1 + 79.034 * U_w)^{0.6828}} + 6.385 * U_w \right) \quad (B12)$$

Siendo:

U_w es el camino óptico del vapor de agua, calculado con la siguiente ecuación:

$$U_w = m_{rel} * ww \quad (B13)$$

Donde:

m_{rel} es la masa de aire relativa

ww es la columna de vapor de agua precipitable en atm-cm, calculado de acuerdo con la ecuación:

$$ww = 0.493 * \frac{Hr}{(T+273.15)} + e^{26.23 - \frac{T}{273.15}} \quad (B14)$$

Donde Hr es la humedad relativa y T es la temperatura [°C].

El cálculo de transmitancia a diferentes atmosferas debido a las partículas de aerosol (T_a) se realiza con la siguiente ecuación:

$$T_a = 0.12445 * \alpha - 0.0162 + (1.003 - 0.125 * \alpha) * e^{-\beta * m_a * (1.089 * \alpha + 0.5123)} \quad (B15)$$

α representa el tamaño promedio de las partículas de aerosol, la cual es $1.3\mu\text{m} \pm 0.2$ según diferentes estudios adelantados por Bird y Hulstrom (1991) y). Para efecto del trabajo desarrollado $\alpha=1.3$ (Angstrom, 1961).

β constituye el coeficiente de turbiedad de Angstrom y varía desde 0.0 para atmosferas extremadamente limpias hasta 0.5 para atmosferas muy turbias.

Las Transmitancias por aerosoles en la radiación directa, según Chamorro y Viana (2015), son definidas reemplazando cada valor de β por 0, 1, 2, 3 y 4 en la ecuación B14, obteniendo por tanto cinco ecuaciones de T_a a saber:

Transmitancia por aerosoles para la atmosfera (0,0) extremadamente limpia:

$$T_a(0,0) = ((0.12445 * 1.3) - 0.0162 + (1.003 - (0.125 * 1.3)) * e^0 \quad (B16)$$

Transmitancia por aerosoles para la atmosfera (0,1) muy limpia o muy poco nublado:

$$T_a(0,1) = ((0.12445 * 1.3) - 0.0162 + (1.003 - (0.125 * 1.3)) * e^{-0.1 * m_a * ((1.089 * 1.3) + 0.5123)} \quad (B17)$$

Transmitancia por aerosoles para la atmosfera (0,2) moderadamente limpia o nublado:

$$T_a(0,2) = ((0.12445 * 1.3) - 0.0162 + (1.003 - (0.125 * 1.3)) * e^{-0.2 * m_a * ((1.089 * 1.3) + 0.5123)} \quad (B18)$$

Transmitancia por aerosoles para la atmosfera (0,3) moderadamente turbia:

$$T_a(0,3) = ((0.12445 * 1.3) - 0.0162 + (1.003 - (0.125 * 1.3))) * e^{-0.3 * m_a * ((1.089 * 1.3) + 0.5123)} \quad (B19)$$

Transmitancia por aerosoles para la atmosfera (0,4) extremadamente turbia:

$$T_a(0,4) = ((0.12445 * 1.3) - 0.0162 + (1.003 - (0.125 * 1.3))) * e^{-0.4 * m_a * ((1.089 * 1.3) + 0.5123)} \quad (B20)$$

Irradiancia difusa total (IdH). El modelo incluye tres irradiancia que sumadas conforman la irradiancia difusa total sobre una superficie horizontal (IdH), cada una de ellas producida por la presencia de moléculas de aire (Idr), aerosol (Ida) y múltiples reflexiones entre la tierra y la atmosfera (Idm). La ecuación B21 permite el cálculo de IdH:

$$I_{dH} = I_{dr} + I_{da} + I_{dm} \quad (B21)$$

Donde:

I_{dr} es la Irradiancia difusa debido a la dispersión por moléculas de aire (difusión Rayleigh)

I_{da} es la Irradiancia difusa debido a la dispersión por aerosoles

I_{dm} es la Irradiancia difusa por múltiples reflexiones

La ecuación para el cálculo de Irradiancia difusa debido a presencia de moléculas de aire, I_{dr} , es:

$$I_{dr} = 0.79 * I_{sc} * T_w * T_o * T_g * T_{aa} * 0.5 * \left(\frac{1 - T_r}{1 - m_a + m_a^{1.02}} \right) * \sin(A) \quad (B22)$$

El análisis de este modelo establece que el 50% de la energía solar es directamente dirigida hacía la superficie de la tierra debido a la dispersión de las moléculas de aire. Para el cálculo de

la irradiancia difusa, el coeficiente debido a la transmitancia de aerosoles (T_{aa}) requiere la inclusión de factor denominado dispersión por albedo simple (w_o), definido como la relación entre la radiación reflejada por la superficie y la radiación incidente en ella. El valor de este parámetro sugerido por los autores del modelo, Bird y Hulstrom, es 0.9. Con base en estos aspectos, la ecuación general para el cálculo de T_{aa} está dada por:

$$T_{aa} = 1 - ((1 - \omega_o) * (1 - m_a + m_a^{1.06})) * (1 - T_a) \quad (B23)$$

Siendo:

m_a : es la masa de aire determinada por la ecuación B7.

T_{aa} : es la transmitancia a diferentes atmosferas debido a las partículas de aerosol calculada con la ecuación B23

Las ecuaciones de cálculo de Transmitancia por absorción de aerosoles para para cada atmosfera son las siguientes:

Transmitancia por aerosoles para la atmosfera (0,0) extremadamente limpia:

$$T_{aa}(0,0) = 1 - ((1 - 0.9) * (1 - m_a + m_a^{1.06})) * (1 - T_a(0,0)) \quad (B24)$$

Transmitancia por aerosoles para la atmosfera (0,1) muy limpia o muy poco nublado:

$$T_{aa}(0,1) = 1 - ((1 - 0.9) * (1 - m_a + m_a^{1.06})) * (1 - T_a(0,1)) \quad (B25)$$

Transmitancia por aerosoles para la atmosfera (0,2) moderadamente limpia o nublado:

$$T_{aa}(0,2) = 1 - ((1 - 0.9) * (1 - m_a + m_a^{1.06})) * (1 - T_a(0,2)) \quad (B26)$$

Transmitancia por aerosoles para la atmosfera (0,3) moderadamente turbia:

$$T_{aa}(0,3) = 1 - ((1 - 0.9) * (1 - m_a + m_a^{1.06})) * (1 - T_a(0,3)) \quad (B27)$$

Transmitancia por aerosoles para la atmosfera (0,4) extremadanamente turbia:

$$T_{aa}(0,4) = 1 - ((1 - 0.9) * (1 - m_a + m_a^{1.06})) * (1 - T_a(0,4)) \quad (B28)$$

Para cada ecuación anterior $\omega_o = 0.9$, de acuerdo con lo explicado anteriormente.

La ecuación de cálculo de la Irradiancia difusa debido a la dispersión por aerosoles, I_{da} , es:

$$I_{da} = 0.79 * I_{sc} * T_w * T_o * T_g * T_{aa} * F_c * \left(\frac{1-T_{as}}{1-m_a+m_a^{1.02}} \right) * \sin(A) \quad (B29)$$

Siendo:

I_{sc} : es la radiación extraterrestre ya presentada; T_w según ecuación B13; T_o según ecuación B9 ; T_g según ecuación B12; T_{aa} según ecuación B13; Corresponden a los parámetros descritos y explicados para la ecuación de cálculo de Irradiancia difusa debido a presencia de moléculas de aire, I_{dr} , anteriormente descritas.

F_c , representa el porcentaje de energía en la superficie de la tierra debido solamente a la dispersión de aerosoles. De acuerdo con el modelo de Mac, la ecuación de cálculo de este parámetro es:

$$F_c = 0.93 - (0.21 * \ln(m_a)) \quad (B30)$$

Donde m_a es la masa de aire determinada por la ecuación B7.

T_{as} , es el coeficiente de transmisión debido a la difusión de aerosoles, cuya ecuación es:

$$\tau_{as} = \frac{T_a}{T_{aa}} \quad (B31)$$

Para cada atmosfera son calculadas las irradiancias difusas debido a la dispersión por aerosoles:

Atmosfera (0,0) extremadamente limpia:

$$I_{da}(0,0) = 0.79 * I_{sc} * T_w * T_o * T_g * T_{aa}(0,0) * F_c * \left(\frac{1-T_{as}(0,0)}{1-m_a+m_a^{1.02}} \right) * \sin(A) \quad (B32)$$

$$T_{as}(0,0) = \frac{T_a(0,0)}{T_{aa}(0,0)} \quad (B33)$$

Atmosfera (0,1) muy limpia o muy poco nublado:

$$I_{da}(0,1) = 0.79 * I_{sc} * T_w * T_o * T_g * T_{aa}(0,1) * F_c * \left(\frac{1-T_{as}(0,1)}{1-m_a+m_a^{1.02}} \right) * \sin(A) \quad (B43)$$

$$T_{as}(0,1) = \frac{T_a(0,1)}{T_{aa}(0,1)} \quad (B35)$$

Atmosfera (0,2) moderadamente limpia o nublado:

$$I_{da}(0,2) = 0.79 * I_{sc} * T_w * T_o * T_g * T_{aa}(0,2) * F_c * \left(\frac{1-T_{as}(0,2)}{1-m_a+m_a^{1.02}} \right) * \sin(A) \quad (B36)$$

$$T_{as}(0,2) = \frac{T_a(0,2)}{T_{aa}(0,2)} \quad (B37)$$

Atmosfera (0,3) moderadamente turbia:

$$I_{da}(0,3) = 0.79 * I_{sc} * T_w * T_o * T_g * T_{aa}(0,3) * F_c * \left(\frac{1-T_{as}(0,3)}{1-m_a+m_a^{1.02}} \right) * \sin(A) \quad (B38)$$

$$T_{as}(0,3) = \frac{T_a(0,3)}{T_{aa}(0,3)} \quad (B39)$$

Atmosfera (0,4) extremadamente turbia:

$$I_{da}(0,4) = 0.79 * I_{sc} * T_w * T_o * T_g * T_{aa}(0,4) * F_c * \left(\frac{1-T_{as}(0,4)}{1-m_a+m_a^{1.02}} \right) * \sin(A) \quad (B40)$$

$$T_{as}(0,4) = \frac{T_a(0,4)}{T_{aa}(0,4)} \quad (B41)$$

Irradiancia por múltiples reflexiones. La ecuación para la esta irradiancia es dada como sigue:

$$I_{dm} = (I_{DH} * \sin A + I_{dr} + I_{da}) \frac{\rho_g * \rho'_{\alpha}}{1 - \rho_g * \rho'_{\alpha}} \quad (B42)$$

Donde:

I_{DH} es la Irradiancia directa total, calculada con la ecuación B1.

I_{da} es la Irradiancia difusa debido a la dispersión por aerosoles de acuerdo con la ecuación

B29.

I_{dr} es Irradiancia difusa debido a presencia de moléculas de aire de acuerdo con la ecuación

B22.

El cálculo de la irradiancia I_{dm} requiere el valor del coeficiente de reflexión del material de la superficie (ρ_g) donde incide la radiación solar. De acuerdo con (Villicaña, Paredes y Xiberta, 2012) los valores de este parámetro son:

Tabla B1. Coeficientes de reflexión de materiales comunes

Superficie	ρ_g
Asfalto	0.15
Césped	0.3
Hormigón	0.35

Para efectos de cálculo del presente trabajo, el material seleccionado fue el asfalto con un valor de $\rho_g = 0.15$.

Igualmente, ρ'_a es el coeficiente del albedo atmosférico que relaciona las múltiples reflexiones entre el cielo y la tierra. La ecuación para este factor es:

$$\rho'_a = 0.0685 + (1 - F_c) * (1 - T_{as}) \quad (B43)$$

F_c , es el factor calculado con la ecuación B30

T_{as} , es el factor calculado con la ecuación B31.

Para cada atmosfera son calculadas las irradiancias difusas debido múltiples reflexiones:

Atmosfera (0,0) extremadamente limpia:

$$I_{dm}(0,0) = (IDH(0,0) * \sin(A) + I_{dr}(0,0) + I_{da}(0,0)) * \left(\frac{\rho_g * \rho'_a(0,0)}{1 - \rho_g * \rho'_a(0,0)} \right) \quad (B44)$$

$$IDH(0,0) = 0.96 * I_{sc} * \sin(A) * T_{prom}(0,0) \quad (B45)$$

$$T_{prom}(0,0) = T_r * T_o * T_g * T_a(0,0) \quad (B46)$$

$$\rho'_a(0,0) = 0.0685 + (1 - F_c) * (1 - \tau_{as}(0,0)) \quad (B47)$$

$$T_{as}(0,0) = \frac{\tau_a(0,0)}{\tau_{aa}(0,0)} \quad (B48)$$

Atmosfera (0,1) muy limpia o muy poco nublado:

$$I_{dm}(0,1) = (IDH(0,1) * \sin(A) + I_{dr}(0,1) + I_{da}(0,1)) * \left(\frac{\rho_g * \rho'_a(0,1)}{1 - \rho_g * \rho'_a(0,1)} \right) \quad (B49)$$

$$IDH(0,1) = 0.96 * I_{sc} * \sin(A) * T_{prom}(0,1) \quad (B50)$$

$$T_{prom}(0,1) = T_r * T_o * T_g * T_a(0,1) \quad (B51)$$

$$\rho'_a(0,1) = 0.0685 + (1 - F_c) * (1 - \tau_{as}(0,1)) \quad (B52)$$

$$T_{as}(0,1) = \frac{\tau_a(0,1)}{\tau_{aa}(0,1)} \quad (B53)$$

Atmosfera (0,2) moderadamente limpia o nublado:

$$I_{dm}(0,2) = (IDH(0,2) * \sin(A) + I_{dr}(0,2) + I_{da}(0,2)) * \left(\frac{\rho_g * \rho'_a(0,2)}{1 - \rho_g * \rho'_a(0,2)} \right) \quad (B54)$$

$$IDH(0,2) = 0.96 * I_{sc} * \sin(A) * T_{prom}(0,2) \quad (B55)$$

$$T_{prom}(0,2) = T_r * T_o * T_g * T_a(0,2) \quad (B56)$$

$$\rho'_a(0,2) = 0.0685 + (1 - F_c) * (1 - \tau_{as}(0,2)) \quad (B57)$$

$$T_{as}(0,2) = \frac{\tau_a(0,2)}{\tau_{aa}(0,2)} \quad (B58)$$

Atmosfera (0,3) moderadamente turbia:

$$I_{dm}(0,3) = (IDH(0,3) * \sin(A) + I_{dr}(0,3) + I_{da}(0,3)) * \left(\frac{\rho_g * \rho'_a(0,3)}{1 - \rho_g * \rho'_a(0,3)} \right) \quad (B59)$$

$$IDH(0,3) = 0.96 * I_{sc} * \sin(A) * T_{prom}(0,3) \quad (B60)$$

$$T_{prom}(0,3) = T_r * T_o * T_g * T_a(0,3) \quad (B61)$$

$$\rho'_a(0,3) = 0.0685 + (1 - F_c) * (1 - T_{as}(0,3)) \quad (B62)$$

$$T_{as}(0,3) = \frac{\tau_a(0,3)}{\tau_{aa}(0,3)} \quad (B63)$$

Atmosfera (0,4) extremadamente turbia:

$$I_{dm}(0,4) = (IDH(0,4) * \sin(A) + I_{dr}(0,4) + I_{da}(0,4)) * \left(\frac{\rho_g * \rho'_a(0,4)}{1 - \rho_g * \rho'_a(0,4)} \right) \quad (B64)$$

$$IDH(0,4) = 0.96 * I_{sc} * \sin(A) * T_{prom}(0,4) \quad (B65)$$

$$T_{prom}(0,4) = T_r * T_o * T_g * T_a(0,4) \quad (B66)$$

$$\rho'_a(0,4) = 0.0685 + (1 - F_c) * (1 - \tau_{as}(0,4)) \quad (B68)$$

$$T_{as}(0,1) = \frac{\tau_a(0,4)}{\tau_{aa}(0,4)} \quad (B68)$$

La irradiancia difusa total en una superficie se establece con la ecuación B69, reemplazando las respectivas componentes con las ecuaciones desarrolladas anteriormente:

$$I_{TH} = I_{DH} + I_{dr} + I_{da} + I_{dm} \quad (B69)$$

A partir de la ecuación B69 se establece que las cuatro componentes determinan I_{TH} , por tanto, la irradiancia total puede expresarse en función de cada una de las atmosferas descritas anteriormente de la siguiente manera:

Atmosfera (0,0) extremadamente limpia:

$$I_{TH}(0,0) = I_{DH}(0,0) + I_{dr}(0,0) + I_{da}(0,0) + I_{dm}(0,0) \quad (B70)$$

Atmosfera (0,1) muy limpia o muy poco nublado:

$$I_{TH}(0,1) = I_{DH}(0,1) + I_{dr}(0,1) + I_{da}(0,1) + I_{dm}(0,1) \quad (B71)$$

Atmosfera (0,2) moderadamente limpia o nublado:

$$I_{TH}(0,2) = I_{DH}(0,2) + I_{dr}(0,2) + I_{da}(0,2) + I_{dm}(0,2) \quad (B72)$$

Atmosfera (0,3) moderadamente turbia:

$$I_{TH}(0,3) = I_{DH}(0,3) + I_{dr}(0,3) + I_{da}(0,3) + I_{dm}(0,3) \quad (B73)$$

Atmosfera (0,4) extremadamente turbia:

$$I_{TH}(0,4) = I_{DH}(0,4) + I_{dr}(0,4) + I_{da}(0,4) + I_{dm}(0,4) \quad (B74)$$

Las unidades de las ecuaciones descritas corresponden a $\text{W/m}^2/\text{día}$, es decir son valores de irradiancia por día. Al realizar los cálculos de irradiación solar total (I_{TH}) es necesario multiplicar estos resultados por la cantidad de horas teóricas de sol en el día o brillo solar, para lo cual se utiliza la siguiente ecuación:

$$H_{\text{TSOL}} = \text{Ocaso} - \text{Orto} \quad (\text{B75})$$

Siendo:

H_{TSOL} las horas teóricas del sol.

El Ocaso está dado por:

$$\text{Ocaso} = \frac{(180 + W_s)}{15} \quad (\text{B76})$$

El Orto se determina con la ecuación:

$$\text{Orto} = \frac{(180 - W_s)}{15} \quad (\text{B77})$$